
MEGI

MESTRADO

Estatística e Gestão de Informação

Modelos de previsão de preços de *commodities*

Ricardo Jorge Pinto Ribeiro

Trabalho de Projecto apresentado como requisito parcial
para obtenção do grau de Mestre em Estatística e Gestão
de Informação

Instituto Superior de Estatística e Gestão de Informação
Universidade Nova de Lisboa

MODELOS DE PREVISÃO DE PREÇOS DE *COMMODITIES*

por

Ricardo Jorge Pinto Ribeiro

Trabalho de Projecto apresentado como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Estatística e Gestão de Informação, Especialização em Análise e Gestão de Risco

Coorientador: Professor Doutor Luís Vasco Lourenço Pinheiro

Coorientador: Professor Doutor Fernando José Ferreira Lucas Bação

Novembro 2013

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço à minha família pelo apoio e incentivo que sempre me deram.

Ao professor Luís Pinheiro gostaria de expressar o meu sincero agradecimento pelo seu empenho e dedicação durante todo o processo de elaboração deste trabalho.

Gostaria também de agradecer ao professor Fernando Bação pela sua disponibilidade e ajuda.

RESUMO

O principal objectivo deste trabalho assenta em desenvolver modelos de previsão de preços de *commodities* para assim comparar a capacidade preditiva da simulação de Monte Carlo com a das redes neuronais. A simulação de Monte Carlo é principalmente utilizada para avaliar as opções, já as redes neuronais são utilizadas para fazer previsões, classificações, *clustering* ou aproximação de funções. Os diversos modelos desenvolvidos foram aplicados na previsão do preço futuro do milho, petróleo, ouro e cobre. Sendo que os horizontes temporais testados neste trabalho foram 1 dia, 5 dias, 20 dias e 60 dias.

Através da análise do erro absoluto médio percentual (MAPE) concluiu-se que no geral o modelo individual que apresentou um melhor desempenho preditivo foram as redes neuronais. Contudo, nas previsões a 1 e a 5 dias os resultados obtidos foram semelhantes para ambos os modelos.

Para se tentar melhorar os resultados obtidos pelos modelos individuais foram aplicadas algumas técnicas de combinação de modelos. A combinação de modelos demonstrou no geral capacidade para melhorar os resultados dos modelos individuais, porém apenas para o horizonte a 60 dias é que os resultados melhoraram significativamente.

PALAVRAS-CHAVE

Previsões, *Commodities*, Simulação de Monte Carlo, Redes neuronais, Combinação de previsões.

ABSTRACT

The main objective of this work is based on developing forecasting models for commodity prices to compare the predictive ability of the Monte Carlo simulation with the neural networks. The Monte Carlo simulation is mainly used to evaluate the options, the neural networks are used to do forecasting, classification, clustering and function approximation. The various models developed were applied to forecast the future price of corn, oil, gold and copper. The time horizons tested in this study were 1 day, 5 days, 20 days and 60 days.

Through the analysis of the mean absolute percentage error (MAPE) concluded that overall the individual model that had a better performance were the neural networks. However, in forecasts of 1 and 5 days the results were similar for both models.

To try to improve the results obtained by the individual models were applied some techniques of combining models. The combination of models showed overall ability to improve the results of the individual models, but only in the horizon of 60 days is that the results improved significantly.

KEYWORDS

Forecasting, Commodities, Monte Carlo simulation, Neural networks, Forecasts combination.

ÍNDICE

1. Introdução.....	1
2. Revisão da Literatura.....	5
3. Fundamentos Teóricos	10
3.1. Previsões	10
3.1.1. Classificação das previsões.....	10
3.1.2. Processo de previsão	11
3.1.3. Séries temporais	13
3.1.4. Factores que afectam o desempenho das previsões	13
3.2. Mercados futuros	14
3.2.1. História dos mercados	14
3.2.2. Contratos futuros.....	15
3.2.3. Categorias de <i>commodities</i>	15
3.2.4. Preço	16
3.2.5. Participantes no mercado	18
3.3. Simulação de monte carlo	18
3.3.1. Vantagens e Desvantagens	20
3.4. Redes neuronais	20
3.4.1. Histórico	21
3.4.2. Neurónio biológico	22
3.4.3. Neurónio artificial	23
3.4.4. Funções de activação	24
3.4.5. Arquitectura	24
3.4.6. Redes <i>Multilayer Perceptron</i> (MLP).....	25
3.4.7. Algoritmo de <i>Backpropagation</i>	26
3.4.8. Pré-processamento dos dados	29
3.4.9. Selecção de variáveis	30
3.4.10. Vantagens e Desvantagens.....	30
4. Metodologia	32
4.1. Apresentação dos dados.....	32
4.2. Avaliação das previsões	40
4.2.1. Erro médio percentual (MPE).....	40
4.2.2. Erro absoluto médio percentual (MAPE)	41
4.3. Simulação de monte carlo	41
4.4. Redes neuronais	43
4.5. Combinação de Previsões	46

5. Resultados e Discussão.....	50
5.1. Previsões individuais.....	50
5.2. Previsões combinadas	55
6. Conclusões	58
7. Limitações e Recomendações para Trabalhos Futuros	60
8. Bibliografia	62
9. Anexos	69
9.1. Anexo A – Demonstração da simulação de Monte Carlo	69
9.2. Anexo B – Especificações dos contratos futuros.....	70
9.3. Anexo C – Apresentação dos resultados das combinações de variáveis para a selecção dos <i>inputs</i> das redes neuronais	71
9.4. Anexo D – Resultados das previsões combinadas através da média simples	86

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 3.1 – Diagrama do processo de previsão.....	11
Figura 3.2 – Relação entre preço futuro e preço à vista: (a) preço futuro acima do preço à vista; (b) preço futuro abaixo do preço à vista	16
Figura 3.3 – Ilustração de <i>contango</i> e <i>backwardation</i>	17
Figura 3.4 – Exemplo da simulação de Monte Carlo	20
Figura 3.5 – Estrutura de um neurónio biológico.....	22
Figura 3.6 – Exemplo da transmissão de informação.....	22
Figura 3.7 – Modelo do neurónio artificial.....	23
Figura 3.8 – Função logística	24
Figura 3.9 – (a) Rede <i>feedforward</i> ; (b) Rede <i>feedback</i>	25
Figura 3.10 – Rede MLP com duas camadas ocultas	26
Figura 3.11 – Exemplo de soluções: (a) com sobre aprendizagem, (b) sem sobre aprendizagem	28
Figura 3.12 – Exemplo da validação cruzada	29
Figura 4.1 – Série temporal do preço do milho.....	34
Figura 4.2 – Série temporal do preço do petróleo	35
Figura 4.3 – Série temporal do preço do ouro	36
Figura 4.4 – Série temporal do preço do cobre.....	37
Figura 4.5 – <i>qq-plots</i> : (a) Milho, (b) Petróleo, (c) Ouro, (d) Cobre	38
Figura 4.6 – Histograma: (a) Milho, (b) Petróleo, (c) Ouro, (d) Cobre	39
Figura 4.7 – Exemplo de uma folha de Excel com a simulação de Monte Carlo.....	43
Figura 4.8 – Exemplo de um diagrama com duas redes neuronais.....	46
Figura 5.1 – Previsão do preço do milho a 60 dias através da simulação de Monte Carlo	51
Figura 5.2 – Previsão do preço do milho a 60 dias através da rede neuronal.....	51
Figura 5.3 – Previsão do preço do petróleo a 60 dias através da simulação de Monte Carlo	52
Figura 5.4 – Previsão do preço do petróleo a 60 dias através da rede neuronal	52
Figura 5.5 – Previsão do preço do ouro a 60 dias através da simulação de Monte Carlo	53
Figura 5.6 – Previsão do preço do ouro a 60 dias através da rede neuronal	54
Figura 5.7 – Previsão do preço do cobre a 60 dias através da simulação de Monte Carlo	55
Figura 5.8 – Previsão do preço do cobre a 60 dias através da rede neuronal	55

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 3.1 – Maiores bolsas de futuros do mundo	15
Tabela 4.1 – Estatísticas descritivas do preço do milho	33
Tabela 4.2 – Estatísticas descritivas do preço do petróleo	34
Tabela 4.3 – Estatísticas descritivas do preço do ouro	35
Tabela 4.4 – Estatísticas descritivas do preço do cobre	36
Tabela 4.5 – Resultados do teste de Kolmogorov-Smirnov	39
Tabela 4.6 – Número de neurónios da camada oculta	43
Tabela 4.7 – Resumo das variáveis de <i>input</i>	45
Tabela 4.8 – Resumo dos parâmetros das regressões.....	47
Tabela 4.9 – Resumo dos pesos dos modelos individuais	49
Tabela 5.1 – Resultados das previsões do ano de 2012 para o milho	50
Tabela 5.2 – Resultados das previsões do ano de 2012 para o petróleo	51
Tabela 5.3 – Resultados das previsões do ano de 2012 para o ouro	53
Tabela 5.4 – Resultados das previsões do ano de 2012 para o cobre.....	54
Tabela 5.5 – Resultados das previsões combinadas para o milho	55
Tabela 5.6 – Resultados das previsões combinadas para o petróleo.....	56
Tabela 5.7 – Resultados das previsões combinadas para o ouro.....	56
Tabela 5.8 – Resultados das previsões combinadas para o cobre	57
Tabela 9.1 – Especificações dos contratos futuros do milho e do petróleo	70
Tabela 9.2 – Especificações dos contratos futuros do ouro e do cobre	70
Tabela 9.3 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 1 dia do milho	71
Tabela 9.4 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 5 dias do milho	72
Tabela 9.5 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 20 dias do milho.....	73
Tabela 9.6 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 60 dias do milho.....	74
Tabela 9.7 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 1 dia do petróleo	75
Tabela 9.8 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 5 dias do petróleo	76
Tabela 9.9 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 20 dias do petróleo	77
Tabela 9.10 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 60 dias do petróleo	78

Tabela 9.11 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 1 dia do ouro	78
Tabela 9.12 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 5 dias do ouro	79
Tabela 9.13 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 20 dias do ouro	80
Tabela 9.14 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 60 dias do ouro	81
Tabela 9.15 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 1 dia do cobre.....	81
Tabela 9.16 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 5 dias do cobre.....	82
Tabela 9.17 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 20 dias do cobre.....	83
Tabela 9.18 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 60 dias do cobre.....	84
Tabela 9.19 – Resultados das previsões combinadas através da média simples	86

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ARIMA	Modelo Auto-regressivo Integrado de Médias Móveis
ATR	<i>Average True Range</i>
CBOT	<i>Chicago Board of Trade</i>
CCI	<i>Commodity Channel Index</i>
CME	<i>Chicago Mercantile Exchange</i>
COMEX	<i>Commodities Exchange</i>
MAPE	Erro absoluto médio percentual
MLP	Redes <i>Multilayer Perceptron</i>
MPE	Erro médio percentual
NYMEX	<i>New York Mercantile Exchange</i>
ROC	<i>Rate of Change</i>
RSI	<i>Relative Strength Index</i>
VAR	Método de combinação baseado na variância do erro
WTI	<i>West Texas Intermediate</i>

1. INTRODUÇÃO

O objectivo de prever o futuro é um desejo antigo da humanidade. As previsões servem principalmente para satisfazer a curiosidade das pessoas sobre um determinado assunto, para ajudar a tomar melhores decisões ou para gerar consensos (Makridakis, 1990). As previsões possuem um papel importante em diversas áreas, tais como no marketing, na demografia, na economia ou na área financeira e na gestão de riscos (Montgomery, Jennings e Kulahci, 2008).

Na área financeira existem diversos activos no mercado que podem ser alvo de previsões, tais como as acções, obrigações, taxas de juro, taxas de câmbio ou *commodities*. Este trabalho vai incidir sobre as *commodities*, sendo que as *commodities* seleccionadas foram o milho, o petróleo, o ouro e o cobre.

As *commodities* são mercadorias em estado bruto ou com um baixo grau de transformação, nos últimos anos tem-se verificado que os investidores aumentaram o seu interesse por este mercado (Belousova e Dorfleitner, 2012).

Com base no *Capital Asset Pricing Model* pode-se afirmar que o retorno de um investimento encontra-se relacionado com o seu risco. Ou seja, se um mercado tem uma baixa volatilidade então investir nesse mercado tem um risco menor, contudo o retorno também tende a ser menor.

Uma das características do mercado das *commodities* é a sua alta volatilidade (Deaton e Laroque, 1992), o que permite a oportunidade de gerar elevados ganhos aos investidores, porém o elevado grau de incerteza também pode levar a grandes perdas.

A negociação de *commodities* pode ser realizada através do mercado à vista, a termo ou futuro (Geman, 2005).

Os investidores normalmente preferem os mercados futuros uma vez que investir no bem físico não é muito usual devido aos altos custos das transacções, dos seguros e dos custos de armazenamento (Jensen, Johnson e Mercer, 2000).

Os mercados futuros surgiram em 1848 com a criação do *Chicago Board of Trade* (CBOT). Actualmente, existem diversos mercados onde se podem negociar *commodities* e é devido à arbitragem que se pode assegurar que uma *commodity* é vendida pelo mesmo preço nos vários mercados existentes (Frankel, 1984).

Os mercados futuros servem principalmente para mitigar os riscos do preço das *commodities* e também para indicarem qual a expectativa futura para o preço (French, 1986).

O preço de um activo encontra-se dependente de diversos factores. Segundo Borensztein e Reinhart (1994), existem dois factores que ajudam a explicar as variações nos preços das *commodities*. O primeiro é o estado do ciclo de negócios dos países industrializados, uma vez que este factor influencia a variável procura. O segundo é a taxa de câmbio do dólar, porque a maioria das *commodities* são cotadas em dólares.

Já Frankel (1986) indica a política monetária como outro dos factores importantes na determinação dos preços das *commodities*. A diminuição da oferta de dinheiro implica uma subida das taxas de juro, o que faz baixar os preços das *commodities*. Ou seja, as *commodities* desvalorizam para que exista uma expectativa de que no futuro o preço aumente o suficiente para compensar o aumento das taxas de juro. Por outro lado, a inflação provoca o aumento dos preços (Jensen *et al.*, 2000).

Actualmente, encontram-se disponíveis diversos modelos para realizar previsões. Neste trabalho vão ser utilizados a simulação de Monte Carlo e as redes neuronais. Contudo, uma vez que cada técnica de previsão utiliza fundamentos diferentes, supõe-se que a combinação de vários modelos possa melhorar os resultados obtidos, uma vez que deste modo existe a possibilidade de incluir uma maior quantidade de informação. Portanto, será também testada a combinação entre a simulação de Monte Carlo e as redes neuronais.

O objectivo geral deste trabalho passa por comparar a capacidade preditiva da simulação de Monte Carlo com a das redes neuronais, sendo que ambos os modelos vão ser aplicados individualmente e em conjunto para prever o preço futuro das *commodities* milho, petróleo, ouro e cobre.

Para alcançar o objectivo geral deste trabalho, definiram-se os seguintes objectivos específicos:

- Encontrar os *inputs* a utilizar em cada rede neuronal;
- Verificar qual dos modelos individuais apresenta no geral melhores resultados;
- Verificar se a combinação dos dois modelos individuais melhora os resultados;
- Analisar qual é a *commodity* que demonstra ser mais fácil de se prever o preço futuro;

A comercialização de *commodities* é caracterizada pela elevada incerteza em relação ao preço de mercado, por este motivo a previsão dos preços torna-se importante para todos os intervenientes neste mercado que assim podem tomar as melhores decisões sobre o momento de comprar e de vender e assim conseguem controlar melhor o risco.

Sendo o mercado futuro de *commodities* cada vez mais utilizado como instrumento para diversificar as carteiras de investimentos. Desta forma, para estes investidores os modelos de previsão de preços são fundamentais para ajudar na tomada de decisões sobre qual a exposição que a sua carteira deverá ter sobre este mercado.

Segundo Borensztein e Reinhart (1994), os mercados de *commodities* desempenham um papel importante na transmissão de perturbações entre países. Uma vez que ligam os países importadores aos países produtores e assim qualquer variação de preço ou de quantidade transaccionada irá afectar a economia desses países. Portanto, um prévio conhecimento do preço futuro poderá evitar algumas perturbações na economia destes países.

Este trabalho encontra-se estruturado em nove capítulos. No capítulo 1 é efectuada a introdução ao trabalho, na qual são apresentadas algumas considerações iniciais, o objectivo geral e os específicos, a importância e relevância do estudo em causa e a forma de como se encontra estruturado.

No capítulo 2 encontra-se a revisão da literatura, no qual são apresentados diversos artigos sobre o tema deste trabalho.

No capítulo 3 faz-se uma breve introdução sobre alguns conceitos relevantes para este trabalho, entre os quais o que são as previsões, os mercados futuros, a simulação de Monte Carlo e as redes neuronais.

No capítulo 4 são apresentados os dados utilizados neste trabalho e também qual será a metodologia a ser seguida para alcançar o objectivo proposto.

No capítulo 5 são apresentados e discutidos os resultados obtidos através da metodologia adoptada para este trabalho.

No capítulo 6 apresenta-se a conclusão do trabalho, onde se compara o objectivo proposto com os resultados alcançados.

No capítulo 7 são descritas as limitações que foram sentidas durante a elaboração deste trabalho e também se indicam recomendações para trabalhos futuros.

No capítulo 8 encontram-se as referências bibliográficas. Por fim, apresentam-se os anexos no capítulo 9.

2. REVISÃO DA LITERATURA

Boyle (1977) avaliou o valor das opções de compra do tipo europeu sobre acções que paguem dividendos através da simulação de Monte Carlo. Nesse modelo assumiu-se que os preços seguem uma distribuição lognormal e que a taxa de retorno esperada ao investir em acções é igual a taxa de juro sem risco. Com base nos pressupostos anteriores foram gerados 5.000 caminhos aleatórios para as cotações futuras de uma acção, calculados os seus *payoffs* finais e depois descontados à taxa de juro sem risco. O valor da opção resulta do cálculo da média dos *payoffs* descontados.

Jabbour e Liu (2005) desenvolveram um estudo sobre a eficiência da simulação de Monte Carlo. Neste estudo os autores aplicaram a simulação para avaliar as opções de venda do tipo europeu, para essa avaliação foram analisados os resultados obtidos através da variação do número de simulações de 100, 400 e 2.500. Como conclusão foi demonstrado que quanto maior for o número de simulações realizadas, menor será o erro padrão do modelo.

A simulação de Monte Carlo também é utilizada na gestão de riscos através do cálculo do *Value at Risk*. Suhobokov (2007) aplicou este método à carteira de moeda estrangeira de um dos maiores bancos da Letónia, assim ao gerar vários cenários hipotéticos para o futuro desta carteira foi possível incorporar a possibilidade de existência de acontecimentos não expectáveis durante esse período. Portanto, o *Value at Risk* calculado não se encontra limitado apenas aos acontecimentos históricos.

Buliali, Fatichah e Susanto (2009) avaliaram a precisão que a aplicação da simulação de Monte Carlo pode transmitir às previsões realizadas através de redes neuronais. Os dados recolhidos para este estudo foram as cotações do índice de acções de Jacarta.

O modelo desenvolvido teve como objectivo testar a produção de dados adicionais através da simulação de Monte Carlo para que assim exista informação suficiente para que a rede neuronal consiga captar melhor os padrões dos dados.

Os autores desenvolveram uma rede neuronal *multilayer perceptron* com uma camada oculta, como *inputs* da rede foram utilizados a média móvel exponencial, o índice de força relativa, a média móvel de divergência convergência e o oscilador estocástico.

O modelo híbrido proposto foi testado para produzir previsões a 3, 6 e 9 meses, para todos os períodos este modelo apresentou um menor erro absoluto médio percentual (MAPE) quando comparado com o erro obtido pela rede neuronal sem inclusão dos dados obtidos através da simulação de Monte Carlo.

Pelo exposto anteriormente constata-se que as previsões obtidas através da simulação de Monte Carlo têm diversas aplicações, contudo não existe muita literatura que avalie o seu desempenho preditivo. É sobre este ponto que este trabalho vai incidir.

Nos últimos anos, a utilização das redes neuronais para realizar previsões tem adquirido uma grande popularidade entre as diversas técnicas disponíveis, devido à sua capacidade de resolver problemas complexos (Grudnitski e Osburn, 1993).

Por exemplo Kohzadi, Boyd, Kermanshahi e Kaastra (1996) desenvolveram um estudo onde comparam as redes neuronais com o modelo Auto-regressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA). Para este estudo foram seleccionadas duas *commodities*, o trigo e o gado vivo.

Com base nos preços mensais de 41 anos, os autores desenvolveram uma rede neuronal *multilayer perceptron* com apenas uma camada oculta, como *inputs* da rede foram utilizadas seis *lags*. Foram testados vários números de neurónios para a camada oculta, contudo foi com cinco neurónios que o modelo apresentou os melhores resultados. O *output* da rede era o preço do mês seguinte.

Os autores concluíram através da comparação do erro quadrático médio, do erro absoluto médio e do erro absoluto médio percentual que para estas duas *commodities* foram as redes neuronais que apresentaram os melhores resultados. A justificação para o melhor desempenho das redes neuronais pode-se dever ao facto dos dados apresentarem não linearidade, o que não favorece previsões com o modelo linear ARIMA.

Ntungo e Boyd (1998) testaram a aplicabilidade das redes neuronais como possível método de ajuda à negociação de *commodities*, como *benchmark* foi utilizado o modelo ARIMA. Os activos testados foram o milho, a prata e o marco alemão.

Neste trabalho apenas foram utilizadas as cotações semanais, valor de fecho na terça-feira, para diminuir o tempo de processamento. A arquitectura da rede neuronal seleccionada foi a *multilayer perceptron* com apenas uma camada oculta, como *inputs* foram utilizadas duas *lags* para o milho e catorze para a prata.

A estratégia de negociação consistiu em vender a posição caso a previsão fosse que o preço iria descer e comprar no caso contrário. Os resultados atingidos através a estratégia adoptada resultaram na obtenção de retornos positivos e de nível semelhante em ambos os modelos testados.

Yonenaga e Figueiredo (1999) analisaram a capacidade preditiva das redes neuronais para o caso da previsão do preço da soja no mês seguinte.

As cotações do preço da soja utilizadas tinham periodicidade mensal e corresponderam a 247 observações, sendo que foram normalizadas através do método do *min-max*. A arquitectura da rede neuronal adoptada foi a *multilayer perceptron* com uma camada oculta, como *inputs* foram escolhidos os preços dos dois meses anteriores. Para a escolha do número de neurónios que iriam constituir a camada oculta foram testadas várias quantidades, sendo que foi com cinco que se obtiveram os melhores resultados. Dos dados recolhidos, 202 observações foram utilizadas para o treino da rede enquanto os restantes serviram para a fase de teste.

Através da análise do erro quadrático médio dos dados de teste, os autores concluíram que o desempenho da rede neuronal foi bastante positivo e que pode ser considerada uma boa alternativa aos métodos estatísticos.

Freiman e Pamplona (2005) elaboraram um estudo para ilustrar as potencialidades das redes neuronais na previsão dos preços das *commodities* agrícolas, a *commodity* estudada foi o boi gordo.

A arquitectura da rede neuronal escolhida foi a *multilayer perceptron* com uma camada oculta, como *inputs* da rede foram utilizadas seis variáveis, o mês da previsão, as cotações dos últimos dois meses, a taxa de inflação dos últimos dois meses e a taxa de juros do mês anterior. A camada oculta foi constituída por quinze neurónios. A variável mês da previsão é binária enquanto as restantes foram normalizadas através do método do *z-score*.

Para poderem comparar os resultados obtidos nos três meses escolhidos como conjunto de teste, os autores desenvolveram um modelo de regressão múltipla para os mesmos dados. Com base nos dois modelos, verificaram que a previsão para os meses de Março e Abril de 2004 obtinha melhores resultados através da regressão múltipla enquanto em Maio de 2004 era a rede neuronal.

Liu (2009) desenvolveu um modelo para prever o preço do ouro no dia seguinte, esse modelo combina o algoritmo genético com a rede neuronal *backpropagation*.

Os dados seleccionados para este trabalho corresponderam aos preços diários de 240 observações. A arquitectura da rede neuronal adoptada foi a *multilayer perceptron* com três camadas ocultas, como *inputs* da rede foram utilizados os preços dos últimos cinco dias. Para definir o número de neurónios a utilizar na camada oculta foi aplicada a seguinte equação:

$$k = \sqrt{\alpha + \beta} + \omega \quad (2.1)$$

onde k representa o número de neurónios na camada oculta, α representa o número de neurónios de *input*, β representa o número de neurónios de *output* e ω representa uma constante entre 2 e 10;

Com base na equação 2.1, o número de neurónios seleccionados foi de oito. Para o conjunto de treino foram utilizadas 200 observações enquanto as restantes 40 observações foram usadas como conjunto de teste.

Através da observação da soma do erro quadrático, concluiu-se que o modelo combinado apresentou maior precisão em comparação com o modelo individual da rede neuronal.

Malliaris e Malliaris (2009) realizaram um estudo para analisar as relações entre os preços do ouro, petróleo e euro. Para atingir o seu objectivo aplicaram as redes neuronais para preverem o preço futuro de cada activo com base nos preços passados dos três activos.

Os dados recolhidos foram os preços diários durante oito anos dos contratos futuros, porém no modelo utilizou-se o logaritmo desses preços. A arquitectura da rede neuronal eleita foi a *multilayer perceptron* com uma camada oculta, como *inputs* da rede foram usados os preços dos últimos cinco dias de cada um dos três activos seleccionados, ou seja, existiram quinze *inputs*. Para a camada oculta foram seleccionados trinta neurónios.

Com base na análise do erro quadrático médio, os autores concluíram que a rede neuronal foi capaz de gerar previsões de qualidade. Assim, os autores puderam analisar a importância das variáveis de *input* para a previsão e concluíram que o preço do petróleo influencia o preço do ouro, porém o preço do petróleo também é sensível às variações do preço do ouro, contudo o impacto é menor.

Yu e Ou (2009) propuseram um modelo híbrido entre as redes neuronais e o modelo ARIMA para prever o preço do tomate no mês seguinte.

Os autores utilizaram para o seu trabalho os preços mensais, contudo estas cotações foram normalizadas para valores entre 0.1 e 0.9. A arquitectura da rede neuronal escolhida foi a *multilayer perceptron* com uma camada oculta, o número *inputs* da rede foi definido através da análise da correlação dos preços da série temporal, foram seleccionados os preços dos últimos vinte meses. Para decidir a composição da camada oculta foi utilizada a equação 2.1, com ω sendo uma constante entre 0 e 10, portanto esta camada poderá ser constituída por um valor entre quatro e catorze neurónios.

Os autores concluíram que a capacidade preditiva da rede neuronal era boa, uma vez que o erro relativo médio mensal foi de 6.56%, contudo o modelo híbrido construído apresentou ainda um melhor resultado de 4.35%.

Ferreira, Moura, Borenstein e Fischmann (2011) efectuaram um estudo sobre a capacidade das redes neuronais em preverem os preços das *commodities* agrícolas, as *commodities* seleccionadas foram a soja, o boi gordo, o milho e o trigo.

A informação recolhida para o modelo tinha periodicidade mensal, contudo estes dados foram normalizados para valores entre 0 e 1. A arquitectura da rede neuronal adoptada foi a *multilayer perceptron* com uma camada oculta. O número *inputs* escolhidos foi de dois, uma vez que o objectivo era prever o preço no mês seguinte recorrendo aos dois meses anteriores. Para a escolha do número de neurónios na camada oculta foram seleccionados cinco após a realização de vários testes.

Para avaliar os modelos construídos os autores escolheram o coeficiente de desigualdade de Theil, o R^2 , o erro absoluto médio percentual e a raiz quadrada do erro quadrático médio. Com base nestas medidas, os autores concluíram que as redes neuronais demonstraram alta capacidade preditiva para os casos estudados.

Através da leitura dos artigos anteriores, sobressai numa primeira fase que as redes neuronais têm apresentado resultados bastante positivos quando aplicadas à previsão de preços, contudo existe margem para melhorar os resultados obtidos quando se emprega a combinação de metodologias diferentes.

Assim sendo, o trabalho a ser desenvolvido basear-se-á na comparação individual das previsões obtidas através da simulação de Monte Carlo e das redes neuronais e posteriormente de um novo modelo que irá combinar as duas metodologias.

3. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

Neste capítulo serão abordados alguns conceitos fundamentais para se compreender melhor o que são as previsões, os mercados futuros, a simulação de Monte Carlo e as redes neuronais e que servirão de base para o estudo em causa.

3.1. PREVISÕES

3.1.1. Classificação das previsões

Os modelos de previsões podem ser classificados em dois grandes grupos, modelos quantitativos ou modelos qualitativos (Makridakis, Wheelwright e Hyndman, 1998). Os modelos quantitativos aplicam-se quando se assume que a informação quantitativa é suficiente para realizar previsões, estes modelos subdividem-se em séries temporais ou em modelos explicativos. Nas séries temporais as previsões são produzidas apenas com base nos valores apresentados no passado. Já os modelos explicativos não se baseiam nos valores passados, uma vez que assumem que a variável a prever apresenta uma relação de natureza explicativa com uma ou mais variáveis independentes, ou seja, qualquer alteração que aconteça nas variáveis independentes irá afectar a variável a prever.

Os modelos de séries temporais são considerados mais fáceis de se utilizar para realizar previsões, uma vez que são tratados como uma caixa negra onde não existe a tentativa de encontrar os factores que afectam a variável em estudo e apenas tentam descobrir padrões nos dados históricos para posteriormente extrapolar para o futuro.

Para se poder aplicar a previsão quantitativa é fundamental ter disponível informação sobre o passado, essa informação tem de ser convertível em dados numéricos e tem de ser possível assumir que os padrões observados no passado irão perdurar no futuro. Os modelos qualitativos aplicam-se quando se encontra disponível pouca ou nenhuma informação quantitativa, contudo o conhecimento qualitativo existente sobre o fenómeno é suficiente para realizar previsões. Uma forma será através da inclusão de variáveis *dummy*. Estes modelos são normalmente utilizados para fornecer sugestões e para complementar as previsões quantitativas.

Existem dois tipos de previsões, as *ex-ante* e as *ex-post*. Nas previsões *ex-ante*, os valores previstos encontram-se para além dos valores conhecidos. Já nas previsões

ex-post, os valores previstos já são conhecidos, existindo assim a possibilidade de comparar os valores previstos com os valores reais (Kennedy, 1992).

Em termos de horizonte, as previsões são classificadas em curto, médio ou longo prazo. Como curto prazo são consideradas as previsões inferiores a um ano, como médio prazo são as previsões entre um e dois anos e como longo prazo são as previsões a mais de dois anos (Montgomery *et al.*, 2008).

Em termos de forma, as previsões podem ser apresentadas como previsões pontuais ou em intervalos. No primeiro caso, o modelo prevê um único valor para cada período de previsão, enquanto no segundo caso o modelo indica, para cada período de previsão, qual o intervalo onde o valor previsto se encontra inserido, com um determinado intervalo de confiança. A apresentação da previsão na forma de intervalo é bastante útil, uma vez que fornece o melhor e o pior cenário, e assim, quem fornece a previsão encontra-se mais protegido, uma vez que não se pode esperar que a previsão pontual seja perfeita (Makridakis *et al.*, 1998).

3.1.2. Processo de previsão

Segundo Montgomery *et al.* (2008), o processo de previsão pode ser dividido nas seguintes etapas:

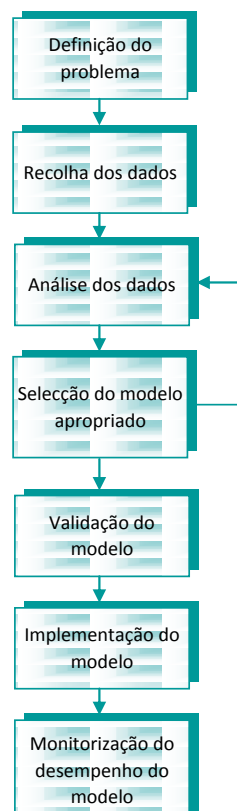


Figura 3.1 – Diagrama do processo de previsão
Fonte: Montgomery *et al.* (2008)

A definição do problema envolve a compreensão de como é que a previsão será utilizada aliada com as expectativas dos futuros utilizadores. Nesta fase devem ser abordadas questões como a forma desejada da previsão, o horizonte de previsão, o prazo de entrega, o número de vezes que é necessário rever as previsões e qual o nível de precisão das previsões.

A recolha de dados consiste em obter a informação relevante para as variáveis que serão previstas, incluindo informações históricas sobre as potenciais variáveis preditivas. A questão fulcral nesta fase é a relevância da informação, uma vez que nem todos os dados são úteis. Muitas vezes nesta fase aparecem problemas tais como valores em falta ou *outliers*.

A análise dos dados é um passo relevante para a selecção do modelo a ser usado. Devem ser construídos e analisados gráficos com os dados recolhidos para identificar padrões, tais como as tendências, a sazonalidade ou outras componentes cíclicas. Também devem ser calculadas e estudadas as estatísticas dos dados, tais como a média, o desvio padrão, percentis ou auto correlações.

A selecção de modelos resume-se a escolher um ou mais modelos de previsão e a adequar os modelos aos dados existentes.

A validação do modelo consiste em avaliar o desempenho do modelo de previsão. Esta avaliação não deve ter apenas em conta a adaptação do modelo aos dados históricos, mas também é importante analisar a magnitude dos erros obtidos quando o modelo é utilizado para prever novos dados. Os erros de adaptação serão sempre menores do que os erros de previsão.

A implementação do modelo de previsão envolve a obtenção do modelo. É importante assegurar que o utilizador compreenda como usar o modelo e que consiga produzir previsões facilmente. Também é necessário acautelar que as fontes de dados e outras informações essenciais continuarão a estar disponíveis.

A monitorização do desempenho do modelo de previsão deve ser uma actividade contínua para garantir que o modelo permanece a produzir bons resultados, uma vez que as circunstâncias alteram-se ao longo do tempo. Portanto, é possível que um modelo que tinha um bom desempenho no passado possa deteriorar-se. Essa deterioração vai originar erros de previsão maiores ou mais sistemáticos.

3.1.3. Séries temporais

Uma série temporal pode ser definida como sendo uma sequência de valores ou de leituras ordenadas por um parâmetro temporal (Granger e Newbold, 1977).

As séries temporais podem ser observadas em diversas áreas. Na agricultura, pode-se observar a produção das culturas ou os preços. Na economia e nos negócios, pode-se observar os preços das acções, as taxas de juros, as vendas ou os lucros. Nos estudos médicos, existem os electroencefalogramas e os electrocardiogramas. Na meteorologia, pode-se mensurar a velocidade do vento, a temperatura ou a pluviosidade (Wei, 2006).

As séries temporais podem ser classificadas como contínuas ou discretas. Uma série temporal é considerada contínua quando as observações são efectuadas ininterruptamente ao longo do tempo ou discreta quando as observações são efectuadas em intervalos de tempo específicos (Brockwell e Davis, 1996).

3.1.4. Factores que afectam o desempenho das previsões

De acordo com Makridakis (1990), existem diversos factores que podem influenciar o desempenho dos modelos de previsão.

O horizonte temporal das previsões é uma das questões a ter em consideração, uma vez que quanto maior for o horizonte temporal, maior serão as probabilidades de que aconteçam alterações nos padrões ou relações observadas anteriormente.

As evoluções tecnológicas também podem implicar alterações nos pressupostos que foram empregados durante o desenvolvimento dos modelos.

As barreiras à entrada de novos intervenientes, ou seja, quanto mais fácil for entrar num negócio, mais perturbações irão aparecer e consequentemente complicar-se a tarefa da previsão.

A disseminação da informação, ou seja, quanto mais rapidamente se propagar a informação, menor relevância terão as previsões, uma vez que todos irão aceder a informação semelhante e ao mesmo tempo.

A elasticidade da procura, ou seja, os produtos que têm uma maior procura, como os bens de primeira necessidade, são mais simples para efectuar previsões.

3.2. MERCADOS FUTUROS

3.2.1. História dos mercados

A história dos mercados futuros remonta à Idade Média. Estes mercados foram desenvolvidos para proteger os agricultores e os comerciantes. No caso dos agricultores existia o problema da incerteza sobre o preço que iriam receber, uma vez que se encontravam dependentes dos resultados das colheitas. Ou seja, nos períodos onde existe excesso de oferta os preços tendem a ser mais baixos enquanto na situação inversa os preços tendem a ser mais elevados. Consequentemente, os comerciantes também se encontravam expostos às variações de preço, uma vez que em momentos de excesso de oferta, os preços são mais favoráveis enquanto nos períodos com menos oferta, os preços são mais elevados.

Em 1848, foi concebido o primeiro mercado futuro organizado, o *Chicago Board of Trade* (CBOT). Inicialmente a sua principal função era de uniformizar as quantidades e a qualidade dos grãos que eram transaccionados. Em 1874, para negociar a manteiga, ovos, aves e outros produtos agrícolas perecíveis foi fundado o *Chicago Produce Exchange*. Em 1898, os negociadores da manteiga e dos ovos abandonaram este mercado e originaram o *Chicago Butter and Egg Board*, porém em 1918 este mercado passou a chamar-se *Chicago Mercantile Exchange* (CME). Desde então várias *commodities* agrícolas passaram a ser transaccionadas neste mercado tais como as barrigas de porco (1961), o gado vivo (1964), os suínos vivos (1966) e o gado de criação (1971). Já em 1972, começaram a ser negociados futuros sobre moedas estrangeiras (Hull, 1998).

Em 2012, as quinze maiores bolsas mundiais em termos de número de contratos negociados eram as seguintes:

Classificação	Bolsa	Nº Contratos negociados
1	CME Group	2 890 036 506
2	Eurex	2 291 465 606
3	National Stock Exchange of India	2 010 493 487
4	NYSE Euronext	1 951 376 420
5	Korea Exchange	1 835 617 727
6	BM&Fbovespa	1 635 957 604
7	CBOE Holdings	1 134 316 703

8	Nasdaq OMX	1 115 529 138
9	Moscow Exchange	1 061 835 904
10	Multi Commodity Exchange of India	959 613 240
11	Dalian Commodity Exchange	633 042 976
12	IntercontinentalExchange	473 895 526
13	Shanghai Futures Exchange	365 329 379
14	Zhengzhou Commodity Exchange	347 091 533
15	ASX Group	259 966 030

Tabela 3.1 – Maiores bolsas de futuros do mundo
Fonte: Acworth (2013)

3.2.2. Contratos futuros

Os contratos futuros são acordos padronizados para comprar ou vender uma determinada *commodity* numa data e local definidos no futuro. O preço do contrato é uma variável determinada através da negociação no mercado futuro (Rothstein e Little, 1984). A tarefa de assegurar todas as transacções existentes nos mercados futuros é da responsabilidade da câmara de compensação, que também desempenha o papel de ajustamento das posições às variações diárias dos preços (Leuthold, Junkus e Cordier, 1989).

Para se poder negociar contratos futuros é obrigatório depositar fundos numa conta chamada de conta margem, esta situação deve-se à circunstância de se querer evitar situações de incumprimento (Wilmott, 2007). O montante depositado na abertura da conta margem é chamado de margem inicial e varia de acordo com o contrato ou com o subjacente em causa, em alguns casos representa aproximadamente 10% do valor do contrato. Contudo, é necessário manter um montante mínimo na conta, chamado de margem de manutenção, que normalmente corresponde a cerca de três quartos da margem inicial. Sempre que a margem de manutenção é ultrapassada, o investidor recebe um telefonema a solicitar a reposição do valor da margem inicial (Leuthold *et al.*, 1989).

3.2.3. Categorias de *commodities*

Nos mercados futuros, as *commodities* podem ser agrupadas pelas seguintes categorias (London Stock Exchange, 2009):

- Agrícola: tais como o trigo, o milho ou a soja;

- Gado: tais como o gado bovino ou os suínos;
- Metais preciosos: tais como o ouro ou a prata;
- Metais industriais: tais como o alumínio, o cobre ou o zinco;
- Energia: tais como o gás natural, o petróleo ou o óleo de aquecimento;

3.2.4. Preço

A diferença que existe entre o preço de um contrato futuro para um determinado vencimento e o preço à vista é chamado de base (New York Board of Trade, 2007). Teoricamente, a base deverá ser igual ao *cost of carry* menos o *convenience yield* (Melolinna, 2011). O *cost of carry* inclui os custos de armazenamento, os custos com seguros, os custos com o transporte e os custos de financiamento (Kolb, 1991).

Kaldor (1939) define a *convenience yield* como um benefício que reverte para o proprietário pela posse física da *commodity*. Por sua vez, Brennan (1958) vê a *convenience yield* como uma vantagem para preservar os clientes satisfeitos, através de preços mais baixos e entregas atempadas, ou então para ajudar a optar pelo melhor momento para colocar as *commodities* no mercado, e assim, obter um lucro maior.

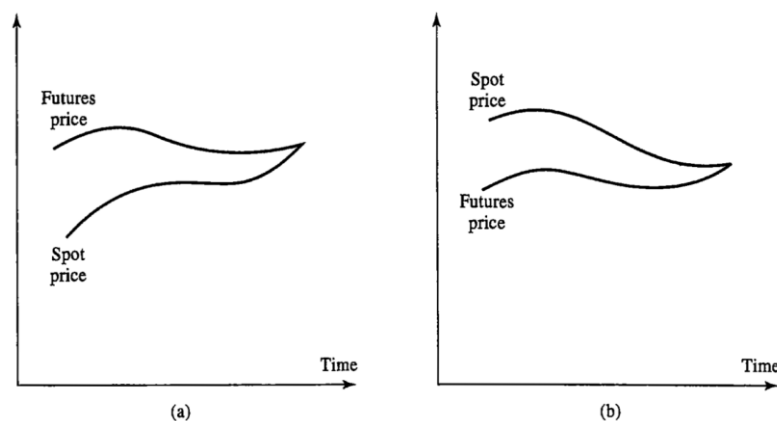


Figura 3.2 – Relação entre preço futuro e preço à vista: (a) preço futuro acima do preço à vista; (b) preço futuro abaixo do preço à vista

Fonte: Hull (2009)

Com a aproximação da data de vencimento do contrato futuro, o preço futuro tende a convergir para o preço à vista. Já no momento da entrega, o preço futuro é igual ou muito aproximado ao preço à vista (Hull, 2009), satisfazendo o princípio da não arbitragem. Portanto, o preço actual de um contrato futuro que tem uma data de

vencimento próxima serve como referência para o preço à vista da *commodity* (New York Board of Trade, 2007).

A relação entre o preço futuro e o preço à vista no caso das *commodities* armazenáveis pode ser representada pela seguinte equação (Wilmott, 2007):

$$F(t) = S(t)e^{(r+s-y)(T-t)} \quad (3.1)$$

Onde:

- $F(t)$ representa o preço futuro da *commodity* no momento t ;
- $S(t)$ representa o preço à vista da *commodity* no momento t ;
- r representa a taxa de juro sem risco;
- s representa o custo de armazenamento em percentagem;
- y representa a *convenience yield*;
- T representa a maturidade;

Outro conceito importante é a curva futura, que representa a evolução dos preços dos contratos futuros para diversas maturidades. Esta curva é utilizada pelos participantes no mercado futuro para ajudar a tomar decisões, uma vez que fornece uma indicação de qual será a expectativa para a evolução do preço à vista no futuro (Geman, 2005). A curva futura pode apresentar duas formas, *backwardation* ou *contango*. Diz-se que a curva se encontra em *backwardation* quando o preço à vista se encontra acima do preço futuro, para o caso contrário diz-se que a curva se encontra em *contango* (Alizadeh e Nomikos, 2009).

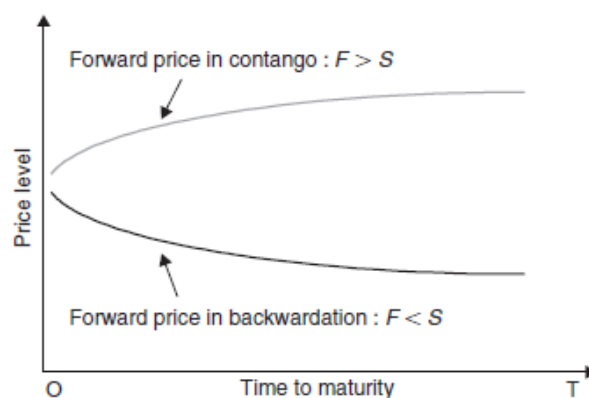


Figura 3.3 – Ilustração de *contango* e *backwardation*
Fonte: Alizadeh e Nomikos (2009)

No caso das *commodities* que podem ser armazenadas a forma da curva futura depende da *convenience yield*, ou seja, se a *convenience yield* for maior do que a taxa de juro sem risco então obtemos uma curva na situação de *backwardation*, no caso contrário obtemos em *contango* (Geman, 2005).

3.2.5. Participantes no mercado

Os intervenientes no mercado futuro podem ser agrupados em três categorias, os especuladores, os *hedgers* e os arbitragistas. Os *hedgers* participam neste mercado para se protegerem contra as flutuações dos preços no mercado à vista. Os especuladores procuram apenas retirar proveito financeiro das variações do mercado, actuando segundo as suas expectativas e providenciando liquidez ao mercado. Enquanto, os arbitragistas procuram obter lucro sem assumir riscos através da realização de operações em simultâneo em diferentes mercados, aproveitando a diferença de preços de um activo (Hull, 2009).

3.3. SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

A Simulação de Monte Carlo é um método numérico utilizado para resolver problemas matemáticos em diversas áreas tais como na economia, na medicina, nas ciências ou na agricultura (Sobol, 1994). A nível financeiro é principalmente utilizado para avaliar as opções (Kroese, Taimre e Botev, 2011).

O primeiro pensamento sobre a simulação de Monte Carlo surgiu em 1946 quando Stan Ulam, que se encontrava a recuperar de uma doença, jogava paciência. Ulam tentou estimar as probabilidades de sucesso no jogo através de cálculos combinatórios, contudo como estava a demorar muito tempo, questionou-se se não seria mais rápido simular cem jogos e depois observar o número de sucessos. Intrigado com o pensamento que Ulam lhe tinha transmitido, Von Neumann decidiu aplicar o conceito ao estudo sobre o comportamento dos neutrões em dispositivos de fissão (Eckhardt, 1987).

O nome Monte Carlo foi atribuído por Nicholas Metropolis e surgiu por causa do interesse que um tio de Ulam tinha pelos jogos do casino de Monte Carlo (Metropolis, 1987).

O primeiro passo da simulação de Monte Carlo consiste em escolher um modelo estocástico para o comportamento dos preços. Normalmente, utiliza-se o movimento geométrico Browniano, que é representado pela equação:

$$dS = \mu S dt + \sigma S dz \quad (3.2)$$

Onde:

- S representa o preço de um activo;
- dz é um processo de Wiener;
- μ representa o retorno esperado num mundo sem riscos;
- σ representa a volatilidade;

Um processo de Wiener é definido pela equação:

$$dz = \xi \cdot \sqrt{dt} \quad (3.3)$$

Onde:

- ξ representa uma variável aleatória que segue uma distribuição normal, com média zero e desvio padrão um;

Aplicando o Lema de Itô ao logaritmo do preço (Hull, 2009) obtém-se a seguinte equação, cuja demonstração poderá ser encontrada no anexo A, para se simular o valor futuro de um activo:

$$S(t + \Delta t) = S(t) e^{[(\mu - \frac{1}{2}\sigma^2) \cdot \Delta t + \sigma \xi \sqrt{\Delta t}]} \quad (3.4)$$

Onde:

- Δt representa o incremento de tempo;

Sendo que se o activo seleccionado para aplicar a simulação for uma *commodity* armazenável então é necessário retirar o efeito da *convenience yield* (Geman, 2005), ou seja, a equação 3.4 altera-se para:

$$S(t + \Delta t) = S(t) e^{[(\mu - y - \frac{1}{2}\sigma^2) \cdot \Delta t + \sigma \xi \sqrt{\Delta t}]} \quad (3.5)$$

Onde:

- y representa a *convenience yield*;

A figura 3.4 mostra uma representação de duas trajectórias obtidas através da aplicação da simulação de Monte Carlo para um determinado activo.

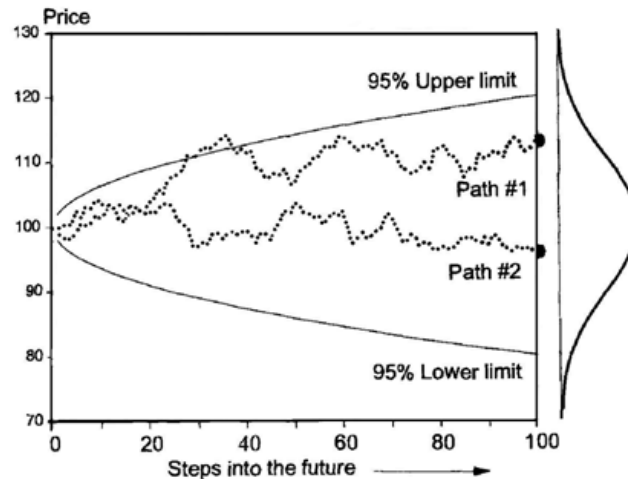


Figura 3.4 – Exemplo da simulação de Monte Carlo
Fonte: Jorion (2001)

3.3.1. Vantagens e Desvantagens

As vantagens da simulação de Monte Carlo são segundo Wilmott (2007), o facto da matemática necessária para aplicar o método ser muito básica, as correlações são facilmente modeladas, para melhorar a sua fiabilidade basta incrementar o número de simulações e o esforço que é necessário para se obter algum resultado é muito baixo. Por sua vez, Boyle (1977) ressalta que é um método muito flexível em relação à escolha da distribuição a utilizar.

As desvantagens são de que o método pode-se tornar demasiadamente demorado quando existir a necessidade de se realizar um elevado número de simulações (Shorter e Rabitz, 1997). Também, encontra-se muito dependente da qualidade da informação que o alimenta e se a distribuição utilizada na simulação não se adequar aos dados, os resultados podem sair enviesados (Kwak e Ingall, 2007).

3.4. REDES NEURONAIS

As redes neurais são modelos matemáticos que se inspiram nas operações do cérebro humano. O seu objectivo é de criar instrumentos que sejam capazes de reconhecer padrões e de extrair conhecimento (Nayakovit, Khantanapoka e Jaritngam, 2010). As redes neurais podem ser utilizadas para realizar diversas tarefas tais como

previsões, classificações, *clustering*, controlo de aplicações, aproximação de funções ou optimizações (Mehrotra, Mohan e Ranka, 1996). O facto de possuírem diversas características distintas, que serão abordadas mais à frente, é o que as tornam atractivas para serem utilizadas na tarefa de realizar previsões. Em particular as redes apresentam a possibilidade de modelar problemas arbitrariamente complexos e sem a necessidade de ter pressupostos sobre a complexidade e a distribuição dos dados (Jain e Martin, 1998; Zhang, Patuwo e Hu, 1998).

3.4.1. Histórico

O primeiro trabalho sobre as redes neuronais artificiais foi apresentado em 1943 por Warren McCulloch, um psiquiatra e Walter Pitts, um matemático. Neste trabalho os autores desenvolveram um modelo artificial de um neurónio biológico (Braga, Ludermir e Carvalho, 2000).

Em 1949, deu-se o primeiro desenvolvimento significativo das redes neuronais quando Donald Hebb apresentou pela primeira vez uma regra de aprendizagem, esta regra ficou conhecida como aprendizagem Hebbiana (Haykin, 1999). Em 1958, Frank Rosenblatt concebeu o modelo *perceptron*. Neste modelo Rosenblatt demonstrou que, caso fossem adicionadas sinapses ajustáveis, as redes neurais poderiam ser utilizadas para classificar alguns tipos de padrões (Braga *et al.*, 2000).

Em 1960, Widrow e Hoff introduziram o modelo *adaline*, onde o modelo é treinado através do algoritmo do gradiente descendente de forma a minimizar o erro quadrático médio (Mehrotra *et al.*, 1996). Em 1969, Minsky e Papert expuseram as limitações do modelo *perceptron*, provando que este modelo não era capaz de resolver problemas que não fossem linearmente separáveis. Este trabalho provocou durante alguns anos um desinteresse no tema das redes neuronais (Braga *et al.*, 2000).

Em 1974, Werbos desenvolveu o algoritmo de aprendizagem *backpropagation*. Contudo, o ressurgimento do interesse pelas redes neuronais aconteceu apenas em 1982, quando John Hopfield apresentou o seu potencial e indicou como podiam ser desenvolvidas (Jain e Martin, 1998). Também em 1982, Parker redescobriu o algoritmo de *backpropagation*, porém foi apenas em 1986 que se tornou bastante popular devido ao trabalho de Rumelhart e McClelland (Gurney, 1997), principalmente para as tarefas de regressão e classificação (Jain e Mao, 1996).

3.4.2. Neurónio biológico

O cérebro humano é constituído por cerca de 10^{11} neurónios. Existem diversos tipos de neurónios, estes podem ser distinguidos através da sua forma e da sua função, contudo existe uma correlação entre a forma e a função (Kasabov, 1996). A figura 3.5 mostra a representação de um neurónio.

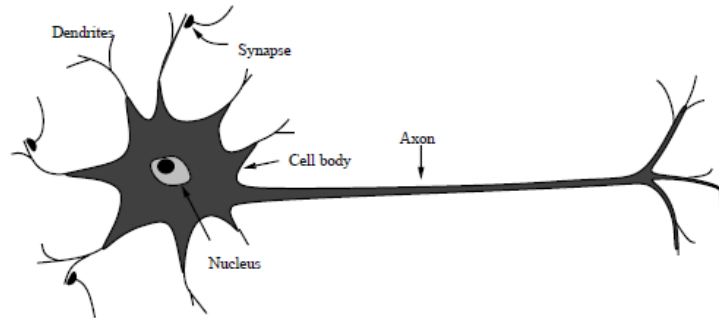


Figura 3.5 – Estrutura de um neurónio biológico
Fonte: Jain e Mao (1996)

Como pode ser observado na figura 3.5, um neurónio é constituído pelas dendrites, corpo celular, axónio e sinapses. Os neurónios comunicam entre si através de sinais eléctricos. A informação proveniente de outros neurónios é transmitida para o corpo celular através das dendrites, ou seja, as dendrites funcionam como *inputs* do neurónio. No corpo celular a informação recebida é somada e se o resultado exceder um determinado limiar consequentemente será gerada uma resposta. O axónio é o responsável por transmitir os sinais recebidos do corpo celular para outros neurónios, ou seja, pode ser considerado o *output* do neurónio. Cada neurónio só tem um axónio, contudo pode ter inúmeras dendrites. A ligação entre um axónio de um neurónio e uma dendrite de outro é chamada de sinapse (Gurney, 1997).

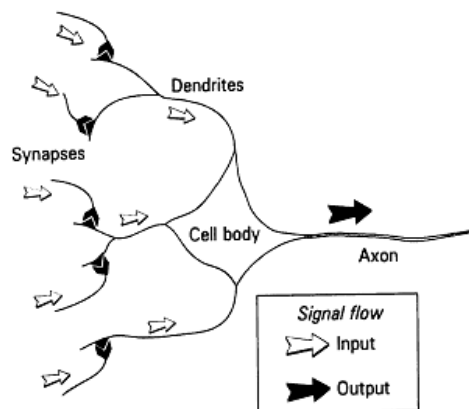


Figura 3.6 – Exemplo da transmissão de informação
Fonte: Gurney (1997)

É devido à capacidade de aprendizagem e generalização do cérebro, que nos é possível resolver problemas complexos e reagir a situações desconhecidas. A informação recolhida através da aprendizagem é armazenada nas sinapses (Kasabov, 1996).

3.4.3. Neurónio artificial

Os neurónios artificiais são constituídos por três elementos básicos. Um conjunto de sinapses que transmitem os sinais de entrada, uma função que combina a soma ponderada dos sinais de entrada e uma função de activação que tem como objectivo de restringir a amplitude do *output* (Haykin, 1999). A figura 3.7 apresenta a representação de um neurónio artificial.

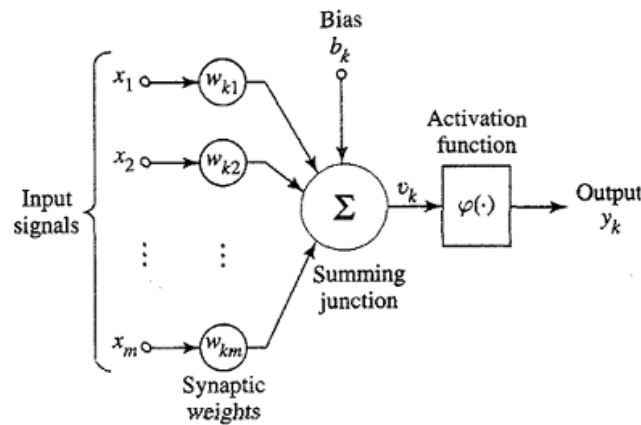


Figura 3.7 – Modelo do neurónio artificial
Fonte: Haykin (1999)

O modelo do neurónio artificial que se pode observar na figura 3.7 pode ser descrito através da seguinte equação:

$$y_k = \varphi\left(\sum_{j=1}^m w_{kj}x_j + b_k\right) \quad (3.6)$$

Onde:

- x_j representa os *inputs*;
- w_{kj} representa os pesos sinápticos;
- m representa o número de sinais de *input*;

- b_k representa o *bias*, que tem como objectivo aumentar ou diminuir o sinal recebido pela função de activação, dependendo se for positivo ou negativo;
- $\varphi(\cdot)$ representa a função de activação;

3.4.4. Funções de activação

Nas redes neuronais existe a possibilidade de se utilizarem diversas funções de activação. Algumas das principais funções de activação que se encontram disponíveis são a função linear, a função rampa, a função degrau e a função sigmóide (Braga *et al.*, 2000). O facto de a função logística apresentar uma derivada simples faz com que seja uma das funções de activação mais usadas nas redes neuronais, uma vez que muitos dos algoritmos de aprendizagem existentes utilizam a derivada da função de activação (Kasabov, 1996).

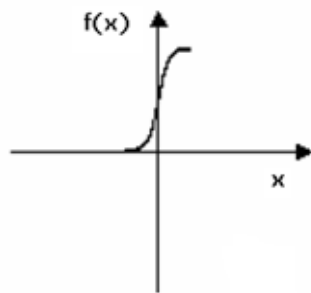


Figura 3.8 – Função logística
Fonte: Braga *et al.* (2000)

A função logística que pode ser visualizada na figura 3.8 é definida pela seguinte equação:

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x/T}} \quad (3.7)$$

Onde:

- T determina a suavidade de curva;

3.4.5. Arquitectura

A arquitectura das redes neuronais pode ser agrupada em duas categorias, redes *feedforward* e redes *feedback* (Kasabov, 1996). Nas redes *feedforward* não existem ligações para trás, ou seja, os *outputs* dos neurónios apenas são transmitidos

para a camada seguinte. Nas redes *feedback* existem ligações entre os sinais de saída e os sinais de entrada, ou seja, o *output* de determinado neurónio pode também ser utilizado como *input*.

Na figura 3.9 podem ser observados um exemplo de cada categoria.

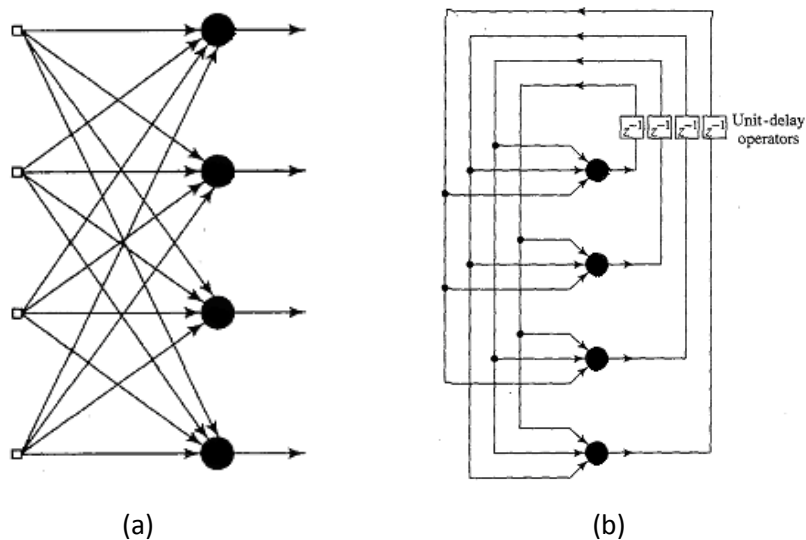


Figura 3.9 – (a) Rede *feedforward*; (b) Rede *feedback*
Fonte: Haykin (1999)

3.4.6. Redes *Multilayer Perceptron* (MLP)

As redes com apenas uma camada, só resolvem problemas que sejam linearmente separáveis (Minsky e Papert, 1969). Para se conseguir ultrapassar esta limitação foram introduzidas as redes MLP. Estas redes encontram-se organizadas em camadas, são do tipo *feedforward* e utilizam aprendizagem supervisionada. Na figura 3.10 encontra-se um exemplo destas redes.

A primeira camada é chamada de camada de *input*, a sua função é de apresentar os valores à rede. A seguir encontram-se as camadas ocultas, que podem ser mais do que uma, estas recebem os *inputs* da primeira camada e procuram extrair as suas características. A última camada é chamada de camada de *output*, a sua função é de produzir os resultados da rede (Haykin, 1999). Caso o *output* seja contínuo então temos um problema de regressão, caso contrário é considerado um problema de classificação (Schuster e Paliwal, 1997).

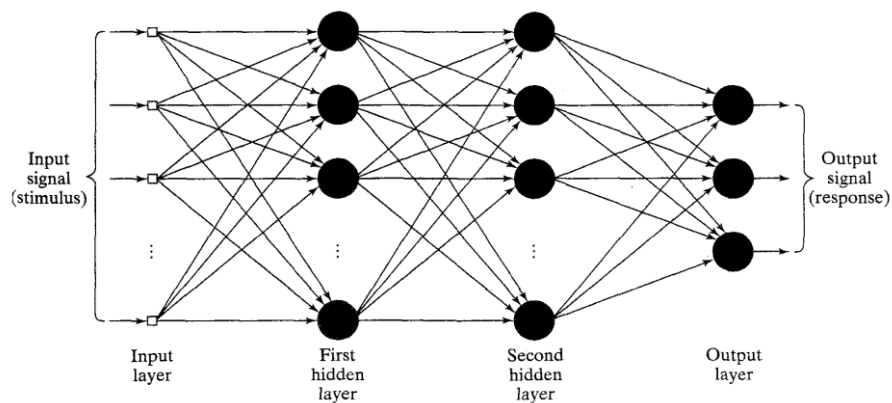


Figura 3.10 – Rede MLP com duas camadas ocultas
Fonte: Haykin (1999)

A utilização de apenas uma camada oculta é suficiente para obter uma boa aproximação ao resultado pretendido (Hornik, Stinchcombe e White, 1989). O número adequado de neurónios que devem compor a camada oculta depende de vários factores, tais como o número de exemplos disponíveis para o treino, a quantidade de ruído existente nos exemplos, a complexidade da função a ser aprendida e a distribuição estatística dos dados (Braga *et al.*, 2000). Contudo, não existe uma fórmula para determinar a arquitectura ideal de uma rede (Jain e Martin, 1998).

3.4.7. Algoritmo de *Backpropagation*

Existem dois tipos de algoritmos de aprendizagem, os supervisionados e os não supervisionados. Dentro dos supervisionados, os mais utilizados são a regra delta e o *backpropagation* (Braga *et al.*, 2000).

O algoritmo de *backpropagation* é uma generalização do algoritmo mínimo quadrado médio e é baseado no algoritmo do gradiente descendente. O seu objectivo é de minimizar o erro quadrático médio entre o valor previsto pela rede e o valor real, através da correcção dos pesos sinápticos (Mehrotra *et al.*, 1996). Este algoritmo é bidireccional, ou seja, durante o período de treino o sinal percorre num primeiro momento o caminho entre a camada de *input* e a camada de *output*, num segundo momento o sinal de erro percorre o caminho inverso (Freeman e Skapura, 1991).

O processo de propagação dos exemplos de treino pela rede neuronal é chamado de ciclo, iteração ou época (Kasabov, 1996). Normalmente são necessárias várias iterações antes do período de treino estar concluído (Svozil, Kvasnicka e Pospíchal, 1997).

O algoritmo de *backpropagation* minimiza o erro através da aplicação de uma correcção $\Delta\omega_{ji}(n)$ sobre os pesos sinápticos dos neurónios, essa correcção é definida através da regra delta e é representada pela seguinte equação:

$$\Delta\omega_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (3.8)$$

Onde:

- η representa a taxa de aprendizagem do algoritmo;
- $\delta_j(n)$ representa o gradiente local;
- $y_i(n)$ representa o sinal de *input*;

No caso do neurónio j pertencer à camada de *output*, o gradiente local é definido pela seguinte equação:

$$\delta_j(n) = e_j(n) \varphi'_j(v_j(n)) \quad (3.9)$$

Onde:

- $e_j(n)$ representa o erro observado no *output* do neurónio j na iteração n ;
- $\varphi'_j(v_j(n))$ representa a 1ª derivada *output* do neurónio j na iteração n ;

No caso do neurónio j pertencer a uma camada oculta, o gradiente local é definido pela seguinte equação:

$$\delta_j(n) = \varphi'_j(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) \omega_{kj}(n) \quad (3.10)$$

Onde:

- k representa os neurónios da camada seguinte;
- $\delta_k(n)$ representa o gradiente local do neurónio k na iteração n ;

A demonstração de como são obtidas as equações anteriores pode ser consultada em Haykin (1999).

O algoritmo de *backpropagation* pode ser executado em modo *batch* ou *on-line*. No modo *batch* a actualização dos pesos da rede acontece depois de todo o

conjunto de treino ter sido apresentação à rede, enquanto no *on-line* a actualização dos pesos acontece imediatamente após a apresentação de cada exemplo de treino (Rojas, 1996).

A correcção dos pesos sinápticos deixa de ser realizada quando o erro for menor do que um determinado critério de paragem ou então quando se atinge o número máximo de iterações definidas no algoritmo (Mitchell, 1997).

Um dos principais problemas deste algoritmo é a possibilidade de o período de treino acabar quando se atinge um mínimo local e não o mínimo global, como desejável. Para reduzir a possibilidade de ocorrência deste problema pode-se utilizar uma taxa de aprendizagem decrescente, aumentar o número de neurónios na camada oculta (Braga *et al.*, 2000) ou treinar várias vezes a rede com diferentes inicializações (Mitchell, 1997).

Outro problema que pode ocorrer é a sobre aprendizagem¹. A sobre aprendizagem é um fenómeno que impede que a rede neuronal seja capaz de generalizar, devido ao facto de que durante o período de treino a rede adaptou-se excessivamente às características dos exemplos, incluindo o ruído (Kasabov, 1996).

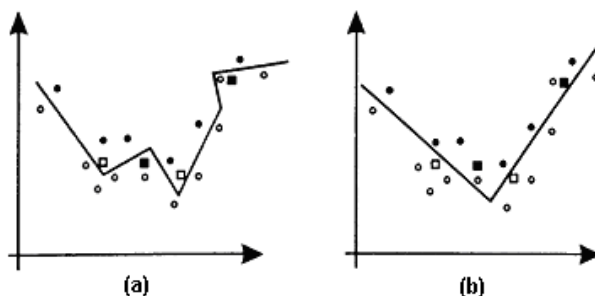


Figura 3.11 – Exemplo de soluções: (a) com sobre aprendizagem, (b) sem sobre aprendizagem

Fonte: Gurney (1997)

Uma das possíveis soluções para resolver o problema da sobre aprendizagem é dividir os exemplos em dois conjuntos, um para treino e o outro para validação. O conjunto de treino serve para a rede aprender os padrões dos dados em estudo, enquanto o conjunto de validação serve para ajudar a definir quando é que a rede deve parar o seu processo de aprendizagem. O momento da paragem deve ocorrer quando o erro do conjunto de validação atinge o valor mínimo (Gurney, 1997). Como pode ser observado na figura 3.12 o erro do conjunto de treino tende a diminuir

¹ Em inglês é conhecido por *overfitting*.

conforme o número de iterações aumenta, assim sendo para evitar a situação de sobre aprendizagem torna-se necessário parar o processo de aprendizagem quando o erro do conjunto de validação atinge o valor mínimo.

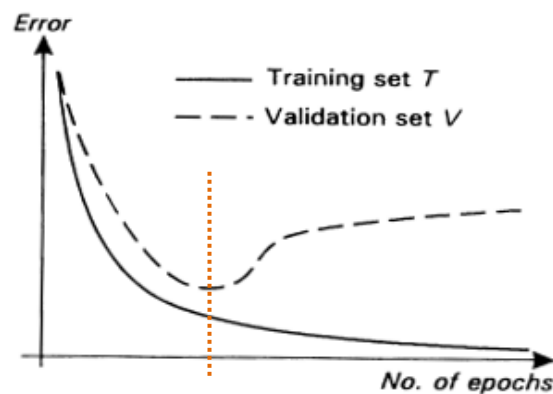


Figura 3.12 – Exemplo da validação cruzada
Fonte: Gurney (1997)

Contudo, para se poder avaliar a capacidade de generalização de uma rede neuronal deve-se aplicar essa rede a um terceiro conjunto de dados independente dos anteriores, chamado de conjunto de teste. É com base no erro obtido no conjunto de teste que se escolhe o modelo que apresenta o melhor desempenho (Kaastra e Boyd, 1996).

3.4.8. Pré-processamento dos dados

O pré-processamento dos dados tem como objectivo transformar as variáveis de *input* e *output* para assim reduzir o efeito do ruído, realçar as relações importantes e ajudar a detectar tendências para auxiliar a rede neuronal a conseguir identificar os padrões relevantes (Kaastra e Boyd, 1996).

O *min-max* e o *z-score* são duas das técnicas mais populares de normalização de dados (Jain, Nandakumar e Ross, 2005). O *z-score* é definido pela seguinte equação:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (3.11)$$

Onde:

- x representa a observação a ser normalizada;
- μ representa a média da população;
- σ representa o desvio padrão da população;

O *min-max* é definido pela seguinte equação:

$$y' = \frac{y - \min}{\max - \min} \quad (3.12)$$

Onde:

- y representa a observação a ser normalizada;
- \min representa o valor mínimo da população;
- \max representa o valor máximo da população;

A normalização os dados é realizada para se evitar que uma variável se sobreponha às outras, assim os dados são colocados numa escala comum o que permite que dados de diferentes escalas possam ser comparados (Lopes *et al.*, 2012).

3.4.9. Selecção de variáveis

O sucesso das previsões das redes neuronais encontra-se dependente da escolha das variáveis. As variáveis a utilizar podem ser simplesmente *lags* da variável dependente, indicadores técnicos que são construídos com base nos preços passados ou variáveis económicas que se acredita que influenciam a variável dependente. Um dos métodos para seleccionar as variáveis de *input* a incluir na rede neuronal passa por testar diversas combinações de variáveis, uma vez que existem variáveis que ajudam a alcançar melhores previsões quando são combinadas com certas variáveis e não com outras (Kaastra e Boyd, 1996).

3.4.10. Vantagens e Desvantagens

Uma das principais vantagens das redes neuronais é o facto de serem tolerantes ao ruído, ou seja, não são muito prejudicadas pelas imprecisões que possam existir nos dados. São de fácil manutenção, uma vez que sempre que necessário facilmente podem ser actualizadas com novos dados (Singh e Chauhan, 2009).

As redes neuronais apresentam capacidade para resolver muitos problemas que antes eram considerados insolúveis ou que eram ineficientemente resolvidos pelas técnicas existentes (Jain e Martin, 1998).

As redes neuronais não necessitam de conhecimentos *a priori* sobre a natureza dos dados, uma vez que elas aprendem a partir dos exemplos e conseguem captar as relações entre os dados, mesmo se as relações forem desconhecidas ou difíceis de descrever. São modelos não lineares, o que proporciona uma vantagem em relação aos modelos tradicionais que assumem que os dados são lineares. Têm boa capacidade de generalização, uma vez que com base no conhecimento adquirido através dos exemplos é possível inferir com boa precisão os novos casos (Zhang *et al.*, 1998).

Um dos principais problemas com as redes neuronais é o facto de ser difícil, se não impossível, determinar o tamanho adequado e a estrutura que uma rede neuronal deve ter para resolver um dado problema (Jain e Martin, 1998). Também, é difícil seleccionar um conjunto de dados de treino que descreva totalmente o problema a ser resolvido (Singh e Chauhan, 2009).

Geralmente necessitam de um grande volume de dados, o que pode implicar que o período de treino se torne algo demorado. Em algumas situações podem não ser a melhor escolha, como nos casos onde os processos são lineares com poucas perturbações (Zhang *et al.*, 1998).

São propensas a ter problemas de sobre aprendizagem, especialmente quando é necessário estimar um elevado número de parâmetros, contudo estes problemas podem ser evitados com uma escolha correcta de arquitectura e com a utilização de um conjunto de validação (Livingstone, Manallack e Tetko, 1997).

4. METODOLOGIA

Este capítulo visa apresentar a metodologia utilizada para atingir o objectivo deste trabalho.

4.1. APRESENTAÇÃO DOS DADOS

As *commodities* seleccionadas para serem testadas neste trabalho foram o milho, petróleo, ouro e cobre. A escolha recaiu nestas *commodities* uma vez que se pretendia aplicar os modelos em *commodities* de categorias diferentes.

Dentro das *commodities* agrícolas o milho foi em 2012 a *commodity* que transaccionou maior quantidade (Acworth, 2013). Por causa das suas diversas aplicações “o milho é considerado o ouro dos cereais” (Cardoso, Pinheiro, Machado, Borges e Rios, 2011, p. 175). O milho é principalmente utilizado para a alimentação humana, para produzir rações para animais e para produzir etanol (Shultz, 2008). Os principais produtores de milho no mundo são os Estados Unidos, a China, o Brasil e o México (Balbinot, Delai e Werle, 2011).

Na energia o petróleo foi a *commodity* mais transaccionada durante o ano de 2012 (Acworth, 2013). A grande procura deve-se à dependência mundial do petróleo, uma vez que muito do que nos rodeia provém do petróleo ou derivados, como por exemplo o plástico, os fertilizantes e os combustíveis (Heydová, Maitah e Hammad, 2011). Devido a essa dependência qualquer flutuação existente no preço do petróleo provoca impactos significativos na economia dos países importadores e dos exportadores (Abosedra e Baghestani, 2004). Os principais produtores de petróleo no mundo em 2012 foram a Arábia Saudita, a Rússia e os Estados Unidos, já os principais consumidores foram os Estados Unidos, a China e o Japão (BP, 2013).

O ouro é uma das *commodities* mais importantes, uma vez que é um activo que os investidores procuram nos momentos de crise, ou seja, serve de refúgio nos momentos críticos (Khan, 2013). Assim sendo, algumas pessoas vêem no preço do ouro um indicador do desempenho futuro da economia mundial (Parisi, Parisi e Díaz, 2008). Ao contrário do que acontece por exemplo no caso das *commodities* agrícolas, o preço do ouro não se encontra muito dependente da produção do ano, dado que este pode ser armazenado durante vários séculos (Ismail, Yahya e Shabri, 2009). O ouro é utilizado fundamentalmente na joalheria, para componentes industriais e como um

activo de investimento (Sopipan, Sattayatham e Premanode, 2012). Segundo a eResearch (2013), em 2012 os principais produtores de ouro no mundo foram a China, a Austrália, os Estados Unidos e a Rússia.

O cobre é um dos materiais mais importantes para a indústria (Yue, Lu e Zhi, 2009), é principalmente utilizado na construção, na electricidade e nos bens de consumo (Smith e Bracker, 2003). Nos últimos anos, a China tem sido o maior consumidor desta *commodity* devido às necessidades inerentes ao seu desenvolvimento (Fung, Liu, e Tse, 2010). Os restantes maiores consumidores de cobre são os Estados Unidos, a Alemanha e o Japão (Khazanov, 2013). Já os principais produtores de cobre são o Chile, os Estados Unidos, o Peru e a Austrália (Goss e Avsar, 2013).

Os dados utilizados neste trabalho foram recolhidos através da *Bloomberg* e correspondem às cotações de fecho dos dias úteis entre 2 de Janeiro de 2003 e 31 de Dezembro de 2012 dos contratos futuros das *commodities* seleccionadas.

A informação sobre o preço do milho é proveniente da *Chicago Board of Trade* (CBOT), o preço do petróleo corresponde ao *West Texas Intermediate* (WTI) da *New York Mercantile Exchange* (NYMEX) enquanto no caso do ouro e do cobre a sua proveniência é o *Commodities Exchange* (COMEX). As especificações dos contratos futuros destas *commodities* podem ser consultadas no anexo B.

Com o objectivo de conhecer o comportamento dos preços das quatro *commodities* seleccionadas para este trabalho no período entre 2 de Janeiro de 2003 e 31 de Dezembro de 2012, serão apresentadas de seguida as suas séries temporais e algumas estatísticas descritivas dos dados.

Nº observações	Preço médio	Desvio padrão	Preço mínimo	1º Quartil	Mediana	3º Quartil	Preço máximo
2 520	403.32	179.59	186.25	237.25	362.75	564	831.25

Tabela 4.1 – Estatísticas descritivas do preço do milho
Fonte: Elaborado pelo autor

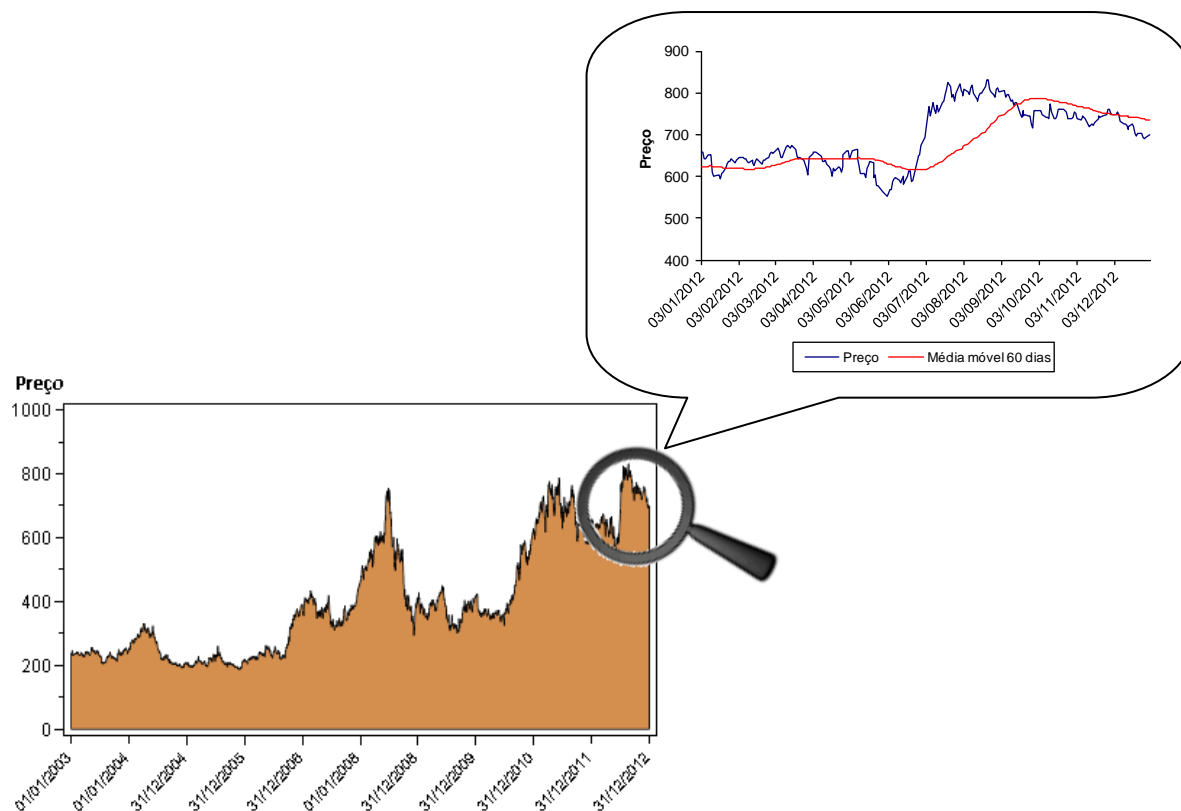


Figura 4.1 – Série temporal do preço do milho
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser observado na figura 4.1, o preço do milho nos últimos 10 anos apresentou um comportamento relativamente estável até sensivelmente o meio de 2006, onde os preços se situaram quase sempre dentro do 1º quartil. A partir dessa data até meio de 2008 verificou-se uma grande valorização do milho, porém após este período aconteceu uma grande queda na cotação. Com a aproximação do final de 2010 a cotação retomou a tendência de crescimento.

Uma vez que neste trabalho se vai tentar prever os preços do ano de 2012 então torna-se importante analisar com um maior pormenor este período. Neste período os preços situaram-se quase sempre dentro do 4º quartil e foi durante 2012 que se atingiu o valor máximo. Com base na média móvel a 60 dias percebe-se que no primeiro semestre de 2012 o preço do milho não apresentou uma clara tendência, tendo apresentado no terceiro trimestre uma clara tendência de subida, a que se seguiu um trimestre relativamente estável.

Nº observações	Preço médio	Desvio padrão	Preço mínimo	1º Quartil	Mediana	3º Quartil	Preço máximo
2 514	69.93	24.88	25.24	50.97	69.985	88.14	145.29

Tabela 4.2 – Estatísticas descritivas do preço do petróleo
Fonte: Elaborado pelo autor

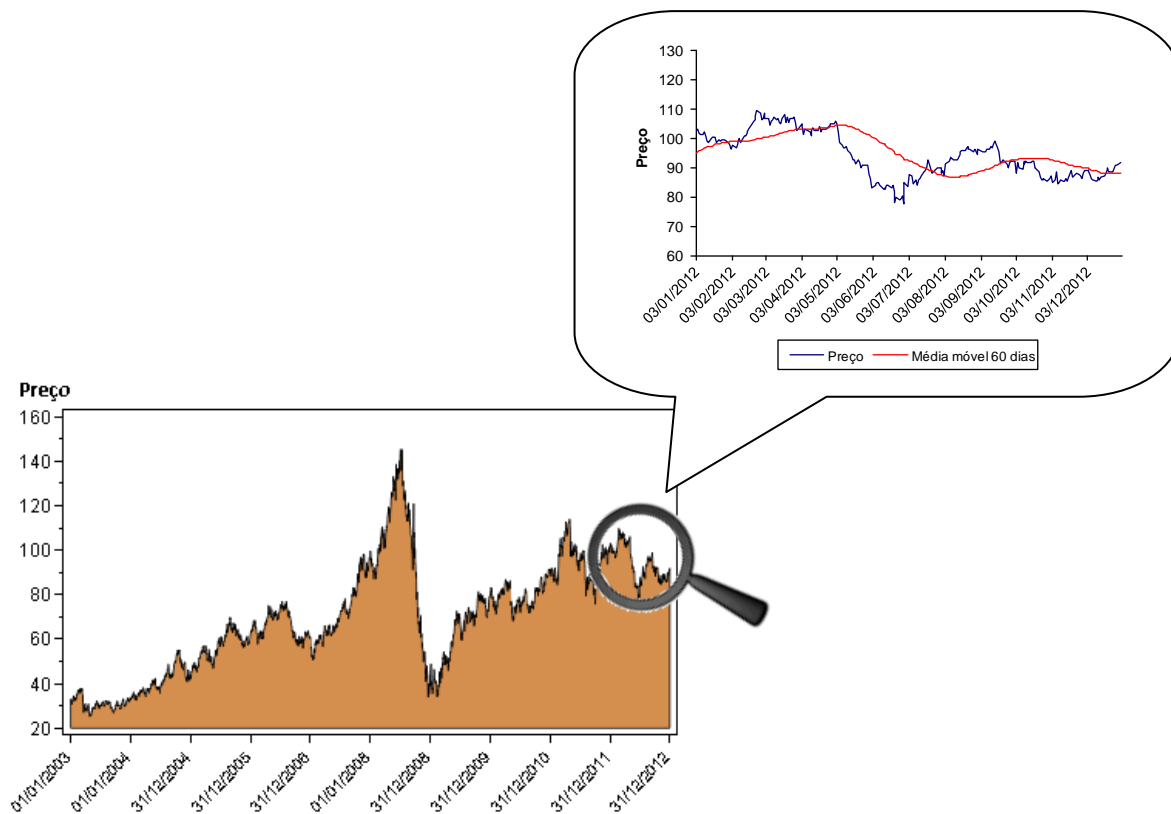


Figura 4.2 – Série temporal do preço do petróleo

Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser observado na figura 4.2, nos últimos 10 anos o preço do petróleo exibiu uma tendência de subida que culminou em 2008, com a crise do *subprime*. Após este período tem-se verificado paulatinamente a subida do preço. A grande maioria dos preços em 2012 encontra-se no quarto quartil, sendo que durante este período a média móvel a 60 dias apresenta inicialmente uma ligeira tendência de subida, a que se segue uma clara tendência de descida até sensivelmente o final de Julho. Após Julho retoma-se a tendência de subida, a que se segue novamente uma tendência de descida até ao final do ano.

Nº observações	Preço médio	Desvio padrão	Preço mínimo	1º Quartil	Mediana	3º Quartil	Preço máximo
2 514	884.97	455.10	321.5	439.5	792.55	1 214.9	1 888.7

Tabela 4.3 – Estatísticas descritivas do preço do ouro

Fonte: Elaborado pelo autor

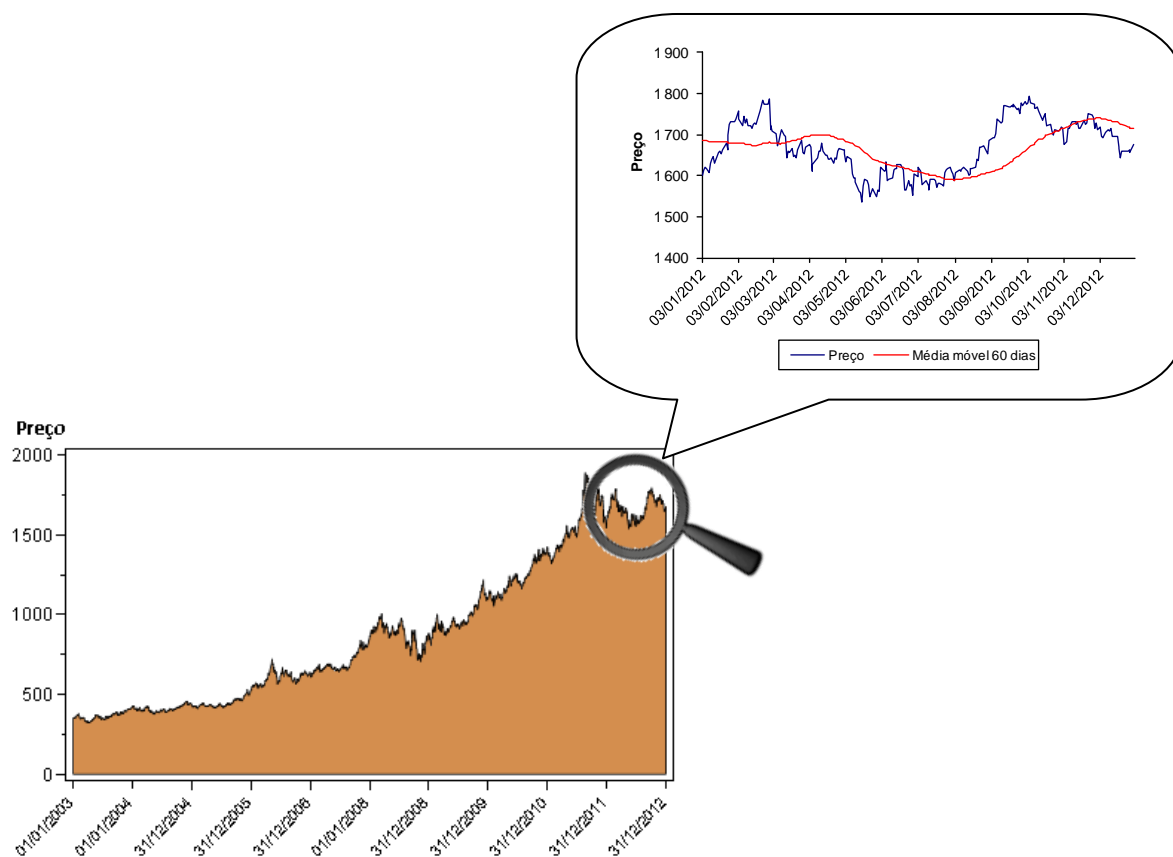


Figura 4.3 – Série temporal do preço do ouro
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser observado na figura 4.3, o preço do ouro nos últimos 10 anos apresentou um comportamento praticamente sempre no sentido da valorização, mesmo durante a crise do *subprime* o ouro registou uma queda mais branda em comparação com outras *commodities*. A totalidade dos preços em 2012 encontra-se no quarto quartil, sendo que durante este período a média móvel a 60 dias não apresenta inicialmente uma tendência definida, a que se segue uma clara tendência de descida até sensivelmente o final de Julho. Após Julho existe uma clara tendência de subida, a que se segue

Nº observações	Preço médio	Desvio padrão	Preço mínimo	1º Quartil	Mediana	3º Quartil	Preço máximo
2 515	266.40	110.94	71.1	150.2	307.1	355.7	462.85

Tabela 4.4 – Estatísticas descritivas do preço do cobre
Fonte: Elaborado pelo autor

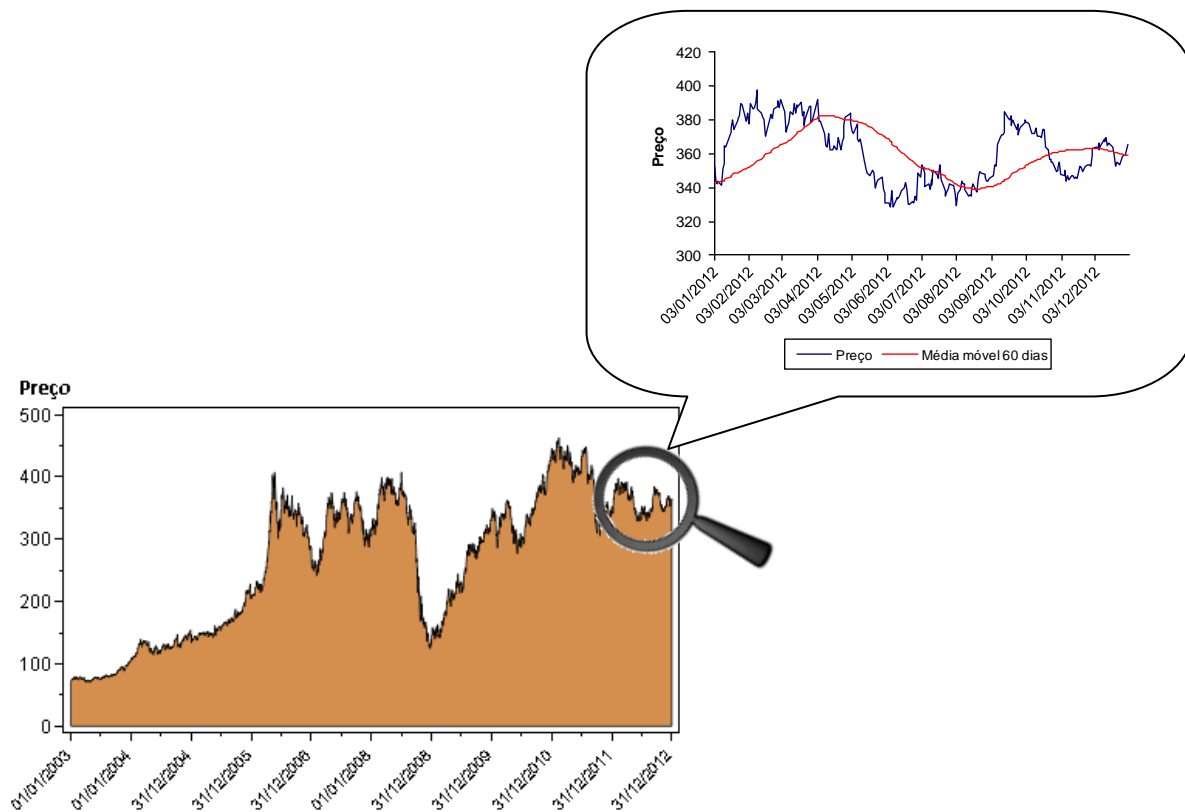


Figura 4.4 – Série temporal do preço do cobre

Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser observado na figura 4.4, nos últimos 10 anos o preço do cobre exibiu numa primeira fase um comportamento de subida, a que se seguiu uma grande queda na cotação. Contudo, num curto período temporal o preço voltou a situar-se a um nível elevado. Os preços em 2012 encontraram-se distribuídos pelo terceiro e quarto quartil, sendo que durante este período a média móvel a 60 dias apresenta inicialmente uma clara tendência de subida, a que se segue uma clara tendência de descida até aproximadamente o final de Agosto. Após Agosto retoma-se a tendência de subida, sendo que no final do ano já começa a haver uma inversão da tendência.

Uma vez que um dos pressupostos da simulação de Monte Carlo é de que os preços seguem a distribuição lognormal então torna-se importante estudar a distribuição dos dados. Para testar a distribuição das amostras foram produzidos os *qq-plots* das quatro *commodities* em estudo. Um *qq-plot* é um gráfico onde se comparam os quantis da amostra com os quantis de uma distribuição específica, neste caso a distribuição específica é a lognormal. Os *qq-plots* foram obtidos através do uso do software *SAS Enterprise Guide 4.1*.

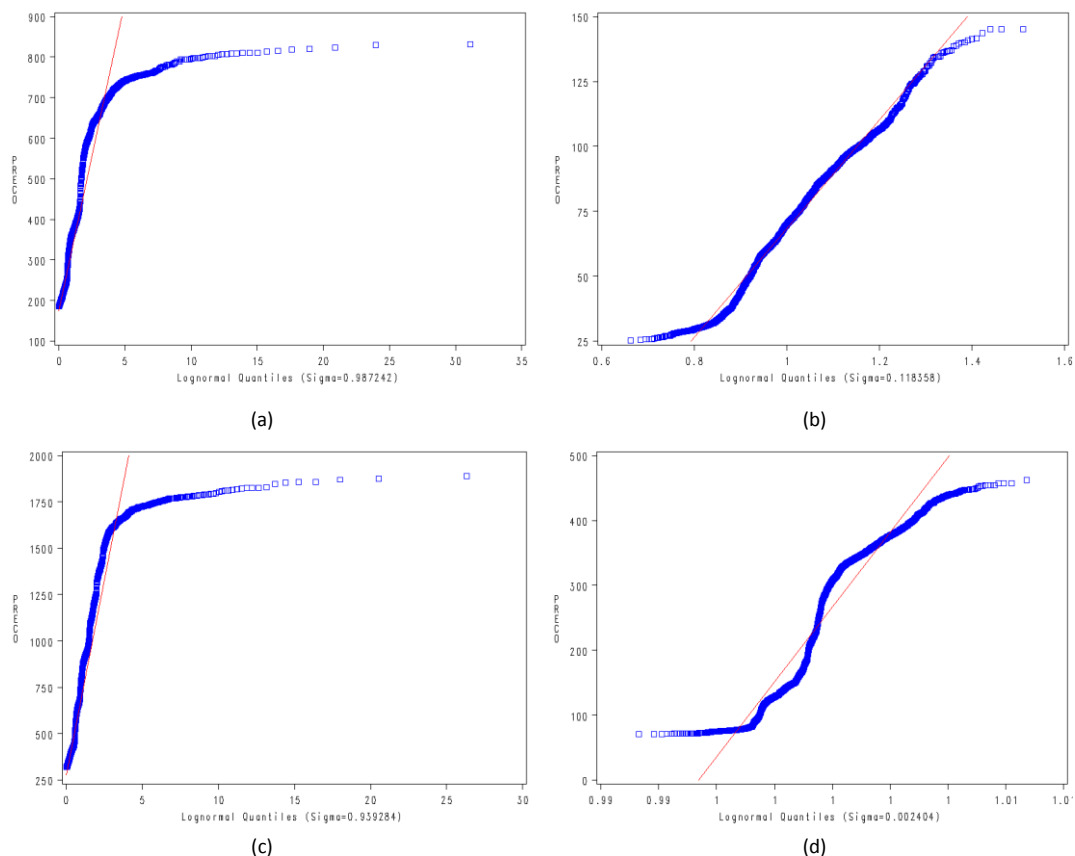


Figura 4.5 – *qq-plots*: (a) Milho, (b) Petróleo, (c) Ouro, (d) Cobre
Fonte: Elaborado pelo autor

Se a amostra tiver sido retirada de uma população com a distribuição lognormal então os pontos devem-se agrupar em torno da linha gerada no diagrama e como pode ser verificado na figura 4.5, não se pode afirmar que alguma das *commodities* segue a distribuição lognormal.

O milho e o ouro apresentam um *qq-plot* muito semelhante, a grande disparidade em relação aos quantis da lognormal acontece nos valores mais elevados. O cobre é claramente a *commodity* que apresenta uma distribuição mais distinta da lognormal. Já o petróleo é a *commodity* que mais se aproxima da lognormal, contudo as extremidades ainda se encontram bastante desalinhadas da recta.

Para validar as conclusões retiradas através da análise dos *qq-plots* foi ainda aplicado o teste de Kolmogorov-Smirnov para testar a hipótese nula de que as amostras seguem a distribuição lognormal. O teste de Kolmogorov-Smirnov foi realizado através do uso do *software SAS Enterprise Guide 4.1*.

<i>Commodity</i>	Parâmetro D	<i>p-value</i>
Milho	0.1042629	<0.001
Petróleo	0.0509763	<0.001
Ouro	0.1009164	<0.001
Cobre	0.1440377	<0.001

Tabela 4.5 – Resultados do teste de Kolmogorov-Smirnov

Fonte: Elaborado pelo autor

Tendo em conta os valores dos *p-values* que podem ser observados na tabela 4.5, conclui-se que para todas as *commodities* rejeita-se a hipótese nula para um nível de significância de 99.9%.

Para compreender melhor a rejeição da hipótese de lognormalidade dos dados torna-se interessante visualizar os histogramas dos preços das *commodities*.

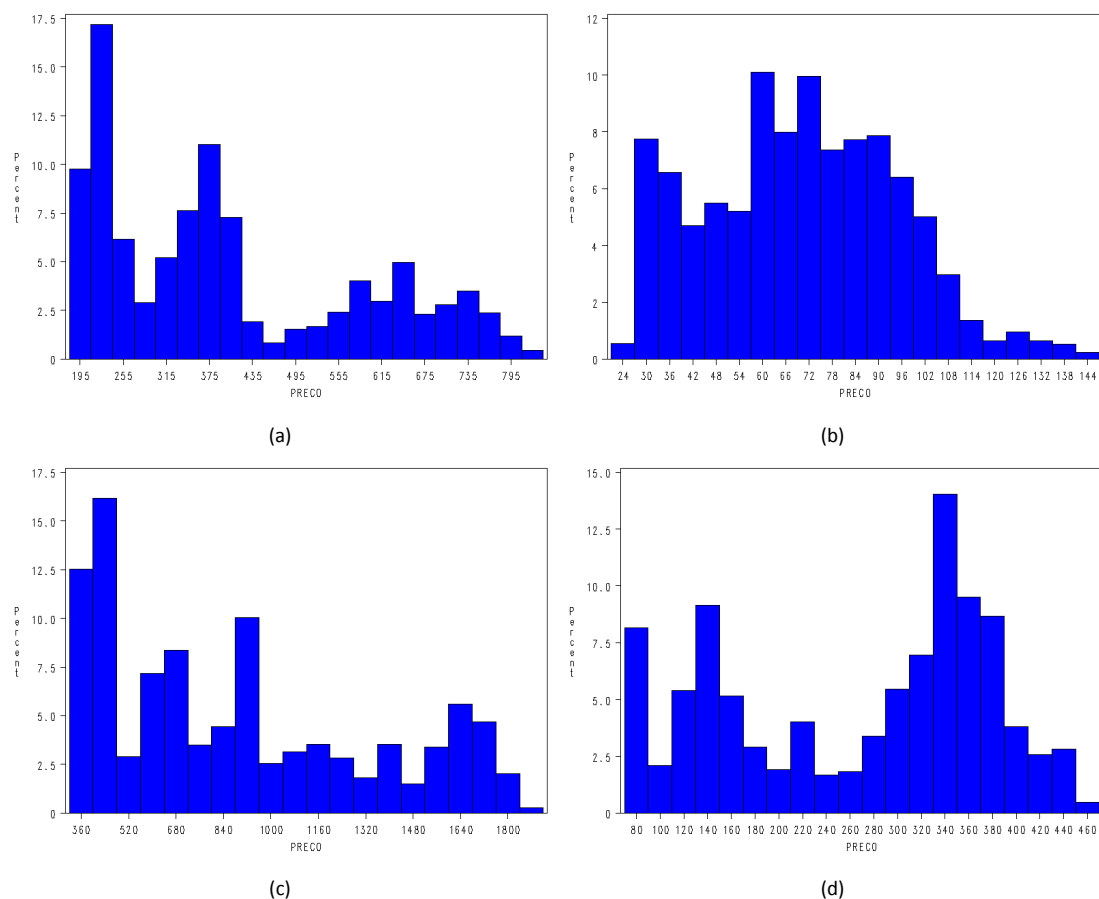


Figura 4.6 – Histograma: (a) Milho, (b) Petróleo, (c) Ouro, (d) Cobre

Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser observado na figura 4.6, o milho e o ouro apresentam histogramas semelhantes. Em ambas as *commodities* o seu preço médio durante o período em estudo localiza-se fora do centro do histograma, sendo que uma vez que as medianas são inferiores às médias então pode-se dizer que os dados apresentam

uma assimetria à esquerda. Ou seja, entre o ano de 2003 e 2012 foram muito poucos os períodos onde o preço do milho e do ouro apresentaram um valor elevado.

No histograma do petróleo verifica-se que o seu preço médio durante o período em estudo localiza-se ligeiramente à esquerda do centro do histograma, sendo que a média e a mediana são aproximadamente iguais. Contudo, como os valores mais elevados são pouco frequentes então não existe uma simetria, tem-se apenas uma concentração de valores ao centro e à esquerda. Ou seja, entre o ano de 2003 e 2012 o preço do petróleo encontrou-se muito frequentemente perto da sua média ou abaixo.

No histograma do cobre observa-se que o seu preço médio durante o período em estudo localiza-se no centro do histograma, contudo a frequência de valores neste ponto é muito baixa. Neste caso o histograma apresenta dois picos. Ou seja, entre o ano de 2003 e 2012 o preço do cobre encontrou-se em muitos períodos com valores elevados, porém também existiram bastantes períodos onde o preço se encontrava mais baixo.

4.2. AVALIAÇÃO DAS PREVISÕES

A tarefa de produzir um modelo de previsão implica que dificilmente se alcança o resultado preciso, ou seja, os valores previstos podem encontrar-se afastados dos verdadeiros. Por este motivo é essencial avaliar a precisão dos modelos, para alcançar este objectivo existem várias medidas de erro, tais como o erro médio, o erro médio percentual, o erro quadrático médio, a raiz quadrada do erro quadrático médio, o erro absoluto médio ou o erro absoluto médio percentual.

Neste trabalho as estatísticas seleccionadas foram o erro médio percentual e o erro absoluto médio percentual, uma vez que através da análise das percentagens se torna possível comparar os erros obtidos em diferentes *commodities*. O erro médio percentual serve para analisar o enviesamento da previsão. O erro absoluto médio percentual complementa o anterior, uma vez que a utilização do valor absoluto não permite que os erros positivos e negativos se possam anular e assim consegue-se ter a noção da magnitude do erro.

4.2.1. Erro médio percentual (MPE)

O erro médio percentual pode ser expresso através da seguinte equação:

$$\text{MPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(\frac{y_t - \bar{y}_t}{y_t} \right) \quad (4.1)$$

Onde:

- \bar{y}_t representa o valor previsto;
- y_t representa o valor real;
- n representa o número de observações;

4.2.2. Erro absoluto médio percentual (MAPE)

O erro absoluto médio percentual pode ser expresso através da seguinte equação:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \bar{y}_t}{y_t} \right| \quad (4.2)$$

Onde:

- \bar{y}_t representa o valor previsto;
- y_t representa o valor real;
- n representa o número de observações;

4.3. SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

Como pode ser observado na equação 3.5, para se empregar a simulação de Monte Carlo é necessário inicialmente obter três variáveis, que são a taxa de juro sem risco, a volatilidade e a *convenience yield*.

Para a taxa de juro sem risco foi seleccionada a taxa anualizada das *T-Bills* a 3 meses. As *T-Bills* são títulos de dívida a curto prazo utilizadas para financiar o governo dos Estados Unidos da América.

Para a volatilidade foi seleccionada a volatilidade implícita em vez da volatilidade histórica, uma vez que a volatilidade implícita reflecte a expectativa do mercado para o futuro enquanto volatilidade histórica assume que o futuro será similar ao passado. A *Bloomberg* disponibiliza a volatilidade implícita das opções de compra e das opções de venda, porém na maioria dos dias estes valores coincidem,

por isso, neste trabalho vai-se utilizar a média destas duas volatilidades nos casos onde não coincidem.

Para se obter a *convenience yield* foi aplicada a equação 3.1, que relaciona o preço futuro com o preço à vista. Uma vez que neste trabalho utilizou-se a maturidade igual a um ano então a *convenience yield* foi obtida através da seguinte expressão:

$$y = r + s - \ln\left(\frac{S}{F}\right) \quad (4.3)$$

Onde:

- y representa a *convenience yield*;
- r representa a taxa de juro sem risco;
- s representa o custo de armazenamento;
- F representa o preço futuro da *commodity*;
- S representa o preço à vista da *commodity*;

Para o preço à vista utilizou-se o valor dos contratos futuros com a maturidade mais próxima da data de referência, ou seja, o *ticker* C 1 para o milho, o *ticker* CL1 para o petróleo, o *ticker* GC1 para o ouro e o *ticker* HG1 para o cobre.

Já para o preço futuro utilizou-se o valor dos contratos futuros com a maturidade de um ano, ou seja, o *ticker* C 6 para o milho, o *ticker* CL13 para o petróleo, o *ticker* GC6 para o ouro e o *ticker* HG6 para o cobre.

O valor dos custos de armazenamento utilizados foi de \$1.12 por barril por mês para o caso do petróleo (Brooks, 2009), \$1.44 por onça por ano para o caso do ouro ("COMEX 101", 2013), \$0.36 por tonelada por dia para o caso do cobre (Wilson, 2010) e \$0.4355 por *bushel* por ano para o caso do milho (Remsen Farmers Coop, 2013). Uma vez que a informação recolhida sobre os custos de armazenamento representa o custo monetário dos mesmos e não a percentagem como necessário para se calcular a *convenience yield* então é necessário dividir os custos anuais pelo preço à vista para assim se ter o parâmetro s da equação 4.3.

Para a taxa de juro sem risco foi usada a taxa anualizada das *T-Bills* a 3 meses.

Apesar de se ter previamente comprovado que não se pode afirmar que alguma das séries temporais dos preços das *commodities* seleccionadas segue a distribuição lognormal, neste trabalho vai-se assumir esse pressuposto, uma vez que

na prática a distribuição lognormal é considerada a distribuição que melhor representa os preços de muitos activos financeiros (DeFusco, McLeavey, Pinto e Runkle, 2007).

O *software* utilizado para desenvolver a simulação de Monte Carlo foi o *Microsoft Office Excel* 2003, através do qual se realizaram 10.000 simulações para cada previsão, tal como sugerido por Scheffer (2004) de forma a minimizar o erro.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1													
2		Data	01-02-2012	02-02-2012	03-02-2012	06-02-2012	07-02-2012	08-02-2012	09-02-2012	10-02-2012	13-02-2012	14-02-2012	15-02-2012
3		Preço final	384.2	378.1	390.15	386.45	387.6	390.95	397.85	386.2	383.95	381.45	380.15
4		Preço inicial	382.95	390.15	388.9	382.65	379	384.2	378.1	390.15	386.45	387.6	390.95
5		Vol. implícita	0.3199	0.2948	0.2948	0.2948	0.2947	0.2945	0.2944	0.2954	0.2942	0.2943	0.2947
6		T-Bill 3m	0.0014248	0.0018333	0.0020335	0.0018333	0.0020335	0.0022379	0.0030555	0.002851	0.0026466	0.003256	0.0030555
7		Conv. yield	-0.0068705	-0.0058011	-0.0062629	-0.0068572	-0.0079163	-0.007578	-0.0078338	-0.0071965	-0.0080087	-0.0071126	-0.0070982
8													
9		Simulação Nº											
10		1	364.94	377.95	376.38	372.50	386.42	398.82	360.10	392.74	385.86	397.46	395.76
11		2	377.62	367.50	379.26	390.96	384.93	370.02	361.16	373.35	420.57	397.80	375.10
12		3	378.32	390.34	400.11	369.30	370.11	393.47	371.63	393.35	370.74	383.15	433.88
13		4	360.01	391.16	378.20	397.85	380.31	365.31	392.63	386.91	377.21	422.17	396.94
14		5	376.48	350.65	387.19	=F\$4*EXP(((F\$6-F\$7-0.5*F\$5^2)*(5/252))+NORMSINV(RAND())*F\$5*SQRT(5/252))							413.98
15		6	371.12	385.03	380.71	384.29	363.88	369.25	372.27	388.81	400.63	389.00	418.52
16		7	390.08	410.92	414.86	367.49	387.69	382.29	377.75	388.25	366.14	376.52	397.04
17		8	397.15	381.99	394.19	360.41	373.06	410.07	360.18	382.38	380.15	389.77	378.16
18		9	372.76	407.78	391.86	393.92	367.46	385.79	373.21	406.09	400.67	402.56	391.71
19		10	394.58	384.77	393.23	369.98	400.81	405.65	358.01	394.89	389.15	387.23	395.39
20		11	386.79	405.77	370.20	370.19	387.41	399.26	398.40	370.98	383.18	386.25	382.94
21		12	408.06	401.74	370.77	382.60	353.91	368.96	362.22	388.00	409.99	378.99	378.11

Figura 4.7 – Exemplo de uma folha de Excel com a simulação de Monte Carlo

Fonte: Elaborado pelo autor

4.4. REDES NEURONAIS

Para desenvolver os modelos de previsão através das redes neuronais foi utilizado o *software SAS Enterprise Miner* 5.2. As redes utilizadas foram as *multilayer perceptron* (MLP) com apenas uma camada oculta. Para obter o número de neurónios que constituem a camada oculta de cada rede foram realizados diversos testes onde se fez variar o número de neurónios entre 2 e 10, sendo que o critério de escolha foi pelo número de neurónios que gerou o menor MAPE. A opção final pode ser observada na tabela 4.6.

Horizonte	Milho	Petróleo	Ouro	Cobre
1 Dia	2	3	4	5
5 Dias	4	7	8	4
20 Dias	3	7	5	4
60 Dias	8	8	9	6

Tabela 4.6 – Número de neurónios da camada oculta

Fonte: Elaborado pelo autor

As redes neuronais usaram como algoritmo de aprendizagem o *backpropagation* e como função de activação a função logística.

Os dados foram divididos em dois conjuntos, o primeiro conjunto contém os dados entre 02/01/2003 e 31/12/2011 e o segundo conjunto contém os dados entre 03/01/2012 e 31/12/2012. O primeiro conjunto foi utilizado para o treino e a validação das redes neurais, sendo que a atribuição dos dados a cada subconjunto foi feita aleatoriamente, a proporção atribuída a cada subconjunto foi de 80% para o subconjunto de treino e os restantes 20% para o subconjunto de validação (Oleskovicz, Coury e Aggarwal, 2003). O segundo conjunto foi empregado para testar os resultados das redes neurais.

Os preços das *commodities* encontram-se dependentes de diversos factores, sendo que apesar de existirem alguns comuns, por exemplo durante a crise do *subprime* existiu uma queda generalizada nos preços, também existem alguns específicos a cada *commodity*, por exemplo uma praga pode estragar a produção do milho, contudo não tem influência sobre a produção do ouro. Assim sendo, os *inputs* seleccionados para desenvolver os modelos podem variar consoante a *commodity* e o horizonte de previsão.

Para obter as variáveis de *input* das redes neurais foi seguido o método indicado por Kaastra e Boyd (1996) de desenvolver inúmeras redes neurais com a combinação de diversas variáveis. As variáveis testadas foram o preço, a média móvel, a volatilidade histórica, o índice S&P 500, a taxa das *T-bills*, o *Average True Range* (ATR), o *Commodity Channel Index* (CCI), o *Rate of Change* (ROC), o *Relative Strength Index* (RSI). A escolha de variáveis que se encontram apenas dependentes da informação histórica do preço deve-se ao facto de se seguir a teoria da análise técnica. A análise técnica é um método muito utilizado pelos negociadores nos mercados financeiros, este método baseia-se na ideia de que é suficiente olhar apenas para os preços, uma vez que estes já reflectem todos os factores que afectaram ou podem vir a afectar o seu valor, assume também que os movimentos dos preços seguem tendências e de que a história tem tendência a se repetir (Pandya, 2013). Já a escolha do índice S&P 500 e da taxa das *T-Bills* deve-se à análise fundamentalista, este método baseia-se na análise de diversas variáveis que podem ter influência sobre os preços, tais como informação económica ou as condições da indústria (Little e Rhodes, 2004).

As variáveis de *input* seleccionadas para este trabalho foram as combinações que apresentaram o menor MAPE. O resumo das variáveis de *input* seleccionadas encontra-se na tabela 4.7, sendo que os resultados de algumas das combinações testadas serão apresentados no anexo C.

O *output* de cada modelo é a previsão do preço de cada *commodity* para o horizonte temporal ensaiado, ou seja, a 1 dia, a 5 dias, a 20 dias e a 60 dias. O horizonte temporal escolhido deve-se ao facto de se querer perceber qual o comportamento dos modelos desenvolvidos conforme o período temporal da previsão vai alargando.

	1 dia	5 dias	20 dias	60 dias
Milho	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível 	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última cotação disponível do índice S&P 500 RSI 	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 60 dias 	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos CCI
Petróleo	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível 	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses RSI 	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias 	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 120 dias
Ouro	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível 	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500
Cobre	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível 	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível 	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível 	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última volatilidade histórica a 60 dias

Tabela 4.7 – Resumo das variáveis de *input*
Fonte: Elaborado pelo autor

O *Commodity Channel Index* (CCI) é obtido através da seguinte expressão:

$$CCI = \frac{\text{Preço típico} - MA}{0.015 \times D_{PT}} \quad (4.4)$$

Onde:

- Preço típico é dado pela soma do preço máximo com o preço mínimo e o preço de fecho a dividir por 3, num determinado período;
- MA representa a média móvel do Preço típico;
- D_{PT} representa o desvio padrão do Preço típico;

O *Relative Strength Index* (RSI) é obtido através da seguinte expressão:

$$RSI = 100 - \left(\frac{100}{1 + \frac{U}{D}} \right) \quad (4.5)$$

Onde:

- U representa a média das cotações dos últimos n dias em que a cotação subiu;
- D representa a média das cotações dos últimos n dias em que a cotação desceu;

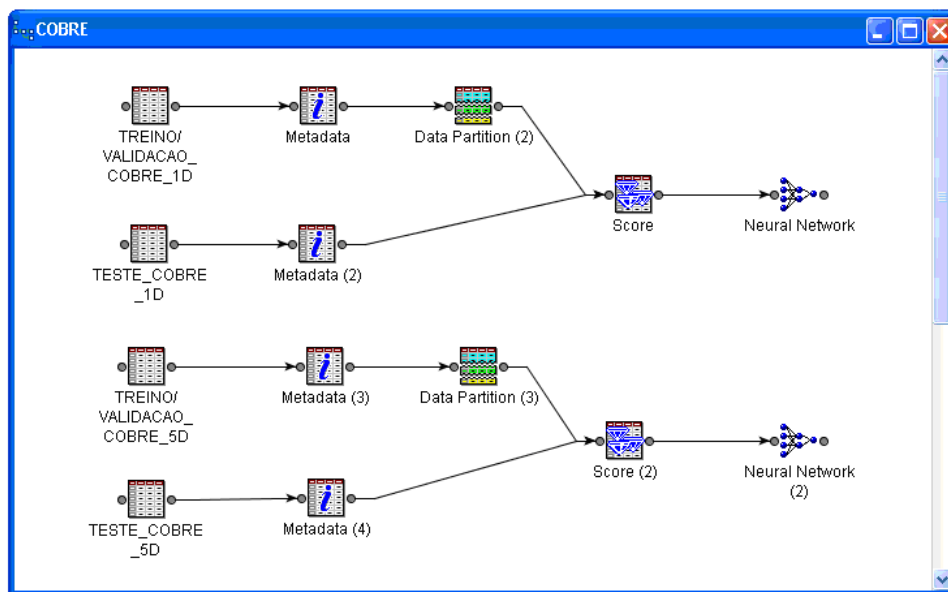


Figura 4.8 – Exemplo de um diagrama com duas redes neurais
Fonte: Elaborado pelo autor

4.5. COMBINAÇÃO DE PREVISÕES

Agregar duas ou mais previsões individuais através da sua combinação é uma boa alternativa aos modelos individuais, através da utilização da combinação deixa de haver o problema de ter escolhido apenas um único método de previsão (Winkler e Makridakis, 1983). Actualmente, encontram-se disponíveis diversas técnicas para combinar previsões, contudo não existe uma escolha óbvia sobre qual a técnica a empregar (Menezes, Bunn e Taylor, 2000). Todavia, normalmente os métodos mais simples apresentam resultados bastante satisfatórios em comparação com métodos mais complexos (Clemen, 1989).

Uma das possibilidades para combinar previsões é de simplesmente atribuir um determinado peso a cada modelo, para determinar esses pesos existe uma panóplia de métodos disponíveis tais como a média aritmética, o inverso do erro quadrático médio

ou o método baseado na variância do erro (Andrawis, Atiya e El-Shishiny, 2011). Outra possibilidade passa por utilizar a regressão múltipla como uma técnica para combinar previsões tal como foi sugerido por Crane e Crotty (1967).

Uma vez que Granger e Ramanathan (1984) demonstraram que para se alcançar o melhor resultado na combinação das previsões deve-se acrescentar ao método um termo constante e não se deve limitar a soma dos pesos a ser igual à unidade então neste trabalho vai-se adoptar a regressão múltipla como o principal método de combinação. Ou seja, a previsão combinada será representada pela seguinte expressão:

$$\text{Regressão} = \omega_1.MC + \omega_2.RN + k \quad (4.6)$$

Onde:

- ω_1 representa o peso da previsão obtida através da simulação de Monte Carlo;
- ω_2 representa o peso da previsão obtida através das redes neuronais;
- k representa um termo constante;

Para se obter os parâmetros da regressão foi utilizada a opção existente no *Microsoft Office Excel 2003*. As 252 previsões previamente obtidas para o ano de 2012 através da simulação de Monte Carlo e das redes neuronais, para cada *commodity* e para cada horizonte de previsão, foram distribuídas aleatoriamente em duas amostras com 126 registos cada. A primeira amostra teve como função ajudar a obter os parâmetros da regressão, a segunda amostra serviu para testar os resultados das regressões e assim obter os erros reais deste método.

Na tabela 4.8 encontra-se o resumo dos parâmetros da regressão para cada *commodity* e horizonte de previsão.

Horizonte	Milho			Petróleo			Ouro			Cobre		
	ω_1	ω_2	k	ω_1	ω_2	k	ω_1	ω_2	k	ω_1	ω_2	k
1 Dia	4.79	-3.85	45.89	2.78	-1.79	0.90	10.88	-9.90	39.23	-10.23	11.41	-62.63
5 Dias	16.22	-16.88	1169.80	-1.70	2.75	-5.22	0.66	0.20	230.96	1.36	-0.59	80.85
20 Dias	-0.91	1.82	89.88	-0.56	1.61	-5.65	0.49	-0.05	928.02	-0.37	1.17	75.05
60 Dias	-0.10	0.73	263.32	-0.66	1.31	33.12	-0.10	0.25	1410.89	-0.47	0.70	279.81

Tabela 4.8 – Resumo dos parâmetros das regressões
Fonte: Elaborado pelo autor

Contudo, para haver a possibilidade de confrontar os resultados conseguidos através da regressão foram testados dois métodos, o método baseado na variância do erro (VAR) e a média simples. Uma vez que o VAR apresentou um MAPE mais baixo em comparação com o obtido através da média simples então este foi o método seleccionado para confrontar os resultados obtidos através da regressão. O VAR foi desenvolvido em 1969 por Bates e Granger e consiste em uma média ponderada de duas previsões onde o peso da ponderação é calculado de forma a minimizar a variância do erro (Smith e Wallis, 2009). Ou seja, neste caso a previsão combinada é expressa através da seguinte equação:

$$VAR = \alpha_1.MC + \alpha_2.RN \quad (4.7)$$

Onde:

- α_1 representa o peso da previsão obtida através da simulação de Monte Carlo;
- α_2 representa o peso da previsão obtida através das redes neuronais;

Já α_1 e α_2 são expressas pelas seguintes equações:

$$\alpha_1 = \frac{\sigma_2^2 - \sigma_{12}}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2\sigma_{12}} \quad (4.8)$$

$$\alpha_2 = 1 - \alpha_1 \quad (4.9)$$

Onde:

- σ_1^2 representa a variância do erro do primeiro modelo;
- σ_2^2 representa a variância do erro do segundo modelo;
- σ_{12} representa a covariância dos erros das previsões individuais;

No caso deste trabalho a função de erro utilizada foi o erro absoluto médio percentual. Para seleccionar o peso a atribuir a cada modelo foi utilizado o *Microsoft Office Excel* 2003 através da opção disponibilizada por este *software* que permite obter a matriz de covariância.

Portanto, com base nos dados da primeira amostra, anteriormente seleccionada para treinar a regressão, foram obtidas as variâncias e a covariância dos erros. O que permitiu determinar o peso associado a cada um dos modelos através das

equações 4.8 e 4.9. Já a segunda amostra serviu para testar os resultados da combinação e assim obter os erros reais deste método.

Na tabela 4.9 encontra-se o resumo dos pesos utilizados para cada modelo.

Horizonte	Milho		Petróleo		Ouro		Cobre	
	α_1	α_2	α_1	α_2	α_1	α_2	α_1	α_2
1 Dia	0.44	0.56	0.99	0.01	-0.47	1.47	0.21	0.79
5 Dias	0.73	0.27	0.33	0.67	0.64	0.36	0.39	0.61
20 Dias	-0.47	1.47	0.31	0.69	0.29	0.71	-0.28	1.28
60 Dias	-0.04	1.04	-0.23	1.23	0.54	0.46	-0.05	1.05

Tabela 4.9 – Resumo dos pesos dos modelos individuais
Fonte: Elaborado pelo autor

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo serão apresentados os principais resultados das previsões realizadas, ou seja, dos modelos individualmente e também das técnicas de combinação de previsões aplicadas neste trabalho.

5.1. PREVISÕES INDIVIDUAIS

De seguida serão apresentados todos os resultados obtidos para as previsões de todos os dias úteis do ano de 2012 de cada uma das quatro *commodities* seleccionadas para este trabalho.

Horizonte	Volatilidade implícita ²	Rede neuronal		Monte Carlo	
		MAPE	MPE	MAPE	MPE
1 Dia	1.89%	1.35%	0.15%	1.35%	0.06%
5 Dias	4.25%	2.92%	0.08%	3.04%	0.35%
20 Dias	8.60%	5.01%	2.47%	5.44%	1.98%
60 Dias	15.61%	7.15%	0.63%	9.04%	5.57%

Tabela 5.1 – Resultados das previsões do ano de 2012 para o milho
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser observado na tabela 5.1, em todos os horizontes a volatilidade implícita é significativamente superior ao erro absoluto médio percentual (MAPE) dos modelos desenvolvidos com recurso às redes neuronais e à simulação de Monte Carlo para prever o preço futuro do milho³. Sendo que essa disparidade é realçada nas previsões a longo prazo.

Quanto à comparação do MAPE das redes neuronais em relação ao da simulação de Monte Carlo verifica-se que no geral através das redes neuronais consegue-se obter um erro inferior. Contudo, essa diferença só se torna relevante na previsão a 60 dias. Em relação ao erro médio percentual (MPE) verifica-se que ambos os modelos apresentam uma tendência a subestimar o valor real, com mais impacto nas previsões a 20 e a 60 dias.

² Para obter a volatilidade implícita para cada horizonte (σ) foi necessário utilizar a fórmula $\sigma_A = \sigma \cdot \sqrt{T}$ onde T representa o período, uma vez que a volatilidade implícita recolhida através da *Bloomberg* encontra-se anualizada (σ_A).

³ A volatilidade implícita apresenta ao longo do tempo um comportamento aleatório (Cont, Fonseca e Durrleman, 2002), ou seja, pode-se dizer que os modelos desenvolvidos são melhores do que o aleatório.

Para se ter uma melhor noção da qualidade preditiva de cada modelo vão ser apresentados de seguida os gráficos das previsões a 60 dias, uma vez que é este horizonte que apresenta um maior MAPE, o que permite uma melhor visualização.

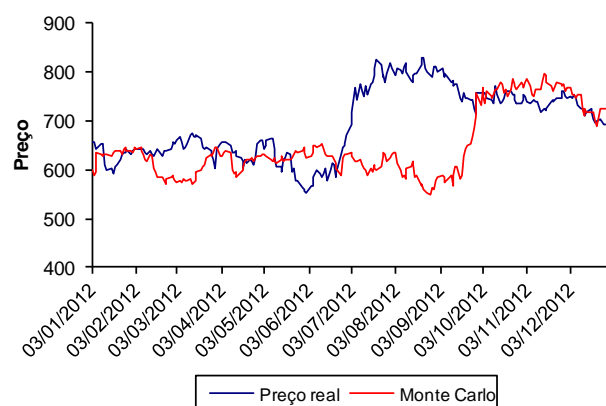


Figura 5.1 – Previsão do preço do milho a 60 dias através da simulação de Monte Carlo
Fonte: Elaborado pelo autor

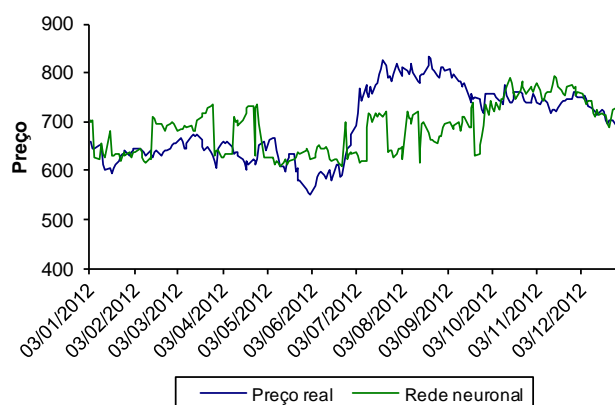


Figura 5.2 – Previsão do preço do milho a 60 dias através da rede neuronal
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser observado na figura 5.1 e na 5.2, a previsão através da simulação de Monte Carlo demorou mais tempo a prever a grande subida que existiu a meio do ano de 2012, o que prejudicou o seu MAPE em relação ao da rede neuronal.

Horizonte	Volatilidade implícita	Rede neuronal		Monte Carlo	
		MAPE	MPE	MAPE	MPE
1 Dia	1.82%	1.19%	-0.04%	1.20%	0.01%
5 Dias	4.08%	2.34%	-0.19%	2.43%	0.01%
20 Dias	8.31%	4.79%	-0.27%	5.51%	-0.09%
60 Dias	15.07%	6.07%	0.64%	10.50%	0.65%

Tabela 5.2 – Resultados das previsões do ano de 2012 para o petróleo
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser averiguado na tabela 5.2, o MAPE dos modelos desenvolvidos com recurso às redes neurais e à simulação de Monte Carlo para prever o preço futuro do petróleo é substancialmente inferior à volatilidade implícita em todos os horizontes. Sendo que as previsões com um horizonte maior evidenciam ainda mais essa desigualdade.

Quanto à comparação do MAPE das redes neurais em relação ao da simulação de Monte Carlo pode-se constatar que através das redes neurais consegue-se obter um menor erro em todos os horizontes. Contudo, essa diferença só se torna relevante a partir da previsão a 20 dias. Já a análise do MPE apenas na previsão a 60 dias é que demonstra uma ligeira subestimação do valor real, nos restantes horizontes os resultados são semelhantes e próximos de zero.

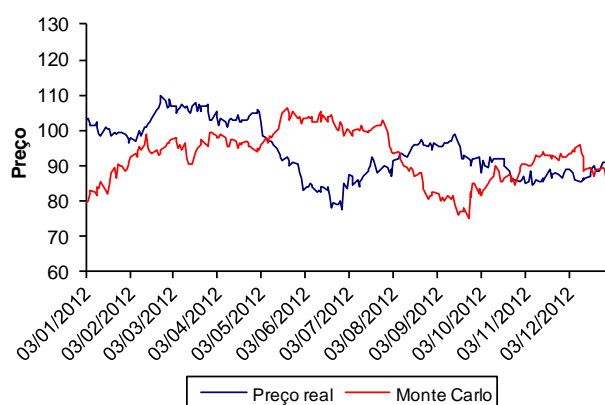


Figura 5.3 – Previsão do preço do petróleo a 60 dias através da simulação de Monte Carlo
Fonte: Elaborado pelo autor

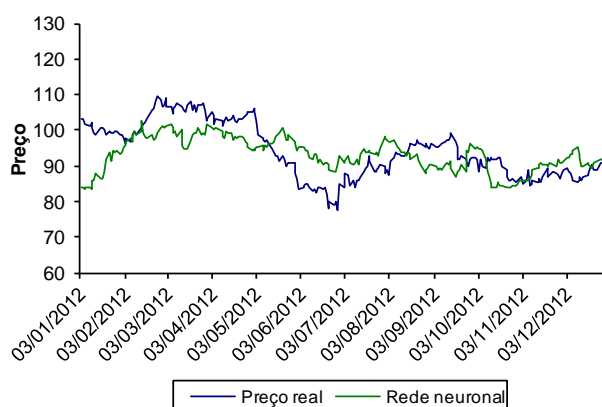


Figura 5.4 – Previsão do preço do petróleo a 60 dias através da rede neuronal
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser observado na figura 5.3 e na 5.4, a grande diferença entre os modelos encontra-se nas oscilações que ocorreram entre Maio e Setembro, neste

período a rede neuronal conseguiu aproximar-se do preço do petróleo ao contrário da simulação de Monte Carlo que não se conseguiu distanciar da série inicial.

Horizonte	Volatilidade implícita	Rede neuronal		Monte Carlo	
		MAPE	MPE	MAPE	MPE
1 Dia	1.02%	0.73%	0.06%	0.73%	0.02%
5 Dias	2.31%	1.54%	0.01%	1.60%	0.08%
20 Dias	4.78%	2.98%	-0.48%	3.32%	0.10%
60 Dias	9.22%	4.13%	0.22%	4.81%	0.08%

Tabela 5.3 – Resultados das previsões do ano de 2012 para o ouro
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser examinado na tabela 5.3, em todos os horizontes a volatilidade implícita é nitidamente superior ao MAPE dos modelos desenvolvidos com recurso às redes neuronais e à simulação de Monte Carlo para prever o preço futuro do ouro. Sendo que essa diferença torna-se mais saliente nas previsões a mais longo prazo.

Em relação ao MAPE das redes neuronais comparado com o da simulação de Monte Carlo verifica-se que ambos os modelos apresentaram erros muito semelhantes, excepto na previsão a 60 dias. Quanto ao MPE das previsões nota-se que ambos os modelos exibem valores muito próximos de zero, logo as previsões não se encontram enviesadas.

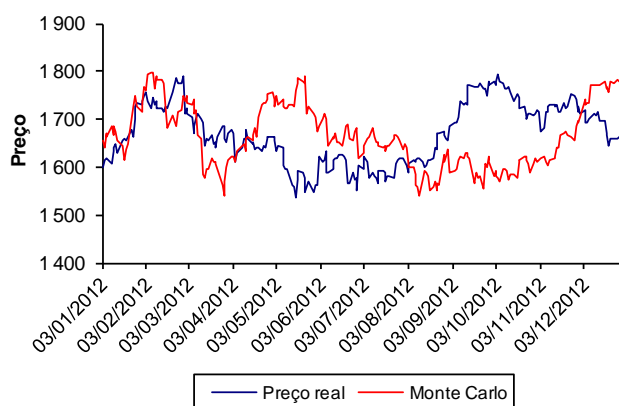


Figura 5.5 – Previsão do preço do ouro a 60 dias através da simulação de Monte Carlo
Fonte: Elaborado pelo autor

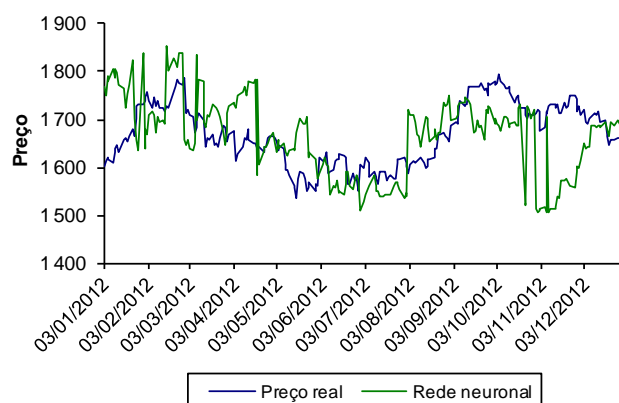


Figura 5.6 – Previsão do preço do ouro a 60 dias através da rede neuronal
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser observado na figura 5.5 e na 5.6, embora com muitas oscilações as previsões através da rede neuronal tendem a conseguir seguir a trajetória do preço do ouro, com a exceção do final do ano. Já a simulação de Monte Carlo volta a demonstrar dificuldades em se distanciar da série inicial.

Horizonte	Volatilidade implícita	Rede neuronal		Monte Carlo	
		MAPE	MPE	MAPE	MPE
1 Dia	1.49%	1.04%	0.05%	1.05%	0.01%
5 Dias	3.37%	2.13%	0.41%	2.19%	0.05%
20 Dias	7.01%	3.91%	0.44%	4.57%	0.22%
60 Dias	13.34%	4.45%	1.09%	7.42%	0.52%

Tabela 5.4 – Resultados das previsões do ano de 2012 para o cobre
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser observado na tabela 5.4, o MAPE dos modelos desenvolvidos com recurso às redes neurais e à simulação de Monte Carlo para prever o preço futuro do cobre é claramente inferior à volatilidade implícita em todos os horizontes. Sendo que com o aumento do horizonte da previsão essa diferença sobressai mais.

Em relação ao MAPE das redes neurais confrontado com o da simulação de Monte Carlo verifica-se que através das redes neurais se alcança um erro inferior em todos os horizontes. Porém, essa desigualdade só se torna mais notória a partir da previsão a 20 dias. Quanto ao MPE das previsões observa-se que a tendência é de apresentar valores próximos de zero, com a exceção da previsão da rede neuronal a 60 dias.

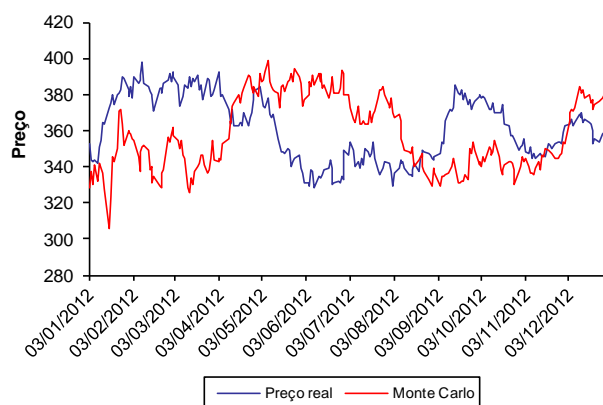


Figura 5.7 – Previsão do preço do cobre a 60 dias através da simulação de Monte Carlo
Fonte: Elaborado pelo autor

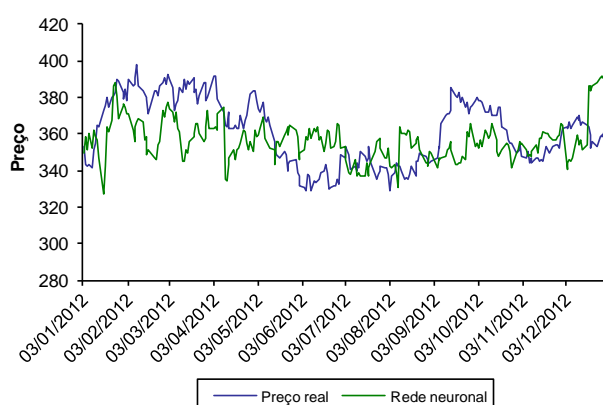


Figura 5.8 – Previsão do preço do cobre a 60 dias através da rede neuronal
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser observado na figura 5.7 e na 5.8, as trajectórias obtidas pelas previsões de ambos os modelos são semelhantes, contudo a rede neuronal consegue aproximar-se mais do preço real do cobre.

5.2. PREVISÕES COMBINADAS

De seguida serão apresentados todos os resultados obtidos através dos dados da segunda amostra de cada uma das quatro *commodities* seleccionadas para este trabalho.

Horizonte	Volatilidade implícita	Rede neuronal		Monte Carlo		VAR		Regressão	
		MAPE	MPE	MAPE	MPE	MAPE	MPE	MAPE	MPE
1 Dia	1.87%	1.28%	0.08%	1.27%	-0.01%	1.27%	0.04%	1.30%	-0.15%
5 Dias	4.18%	2.57%	-0.24%	2.65%	-0.04%	2.60%	-0.09%	2.85%	-0.82%
20 Dias	8.63%	4.49%	1.88%	4.95%	1.35%	4.71%	2.12%	5.20%	-1.51%
60 Dias	15.83%	7.15%	0.61%	9.31%	6.45%	7.18%	0.37%	7.17%	-0.88%

Tabela 5.5 – Resultados das previsões combinadas para o milho
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser observado na tabela 5.5, no caso do milho a combinação através do método do VAR apresentou no geral um MAPE ligeiramente inferior em comparação com o da regressão. O MPE do VAR demonstra que apenas a previsão a 20 dias é que denota uma importante subestimação do valor real.

Apesar de neste caso o método do VAR ter sido considerado o método de combinação com melhores resultados, verificar-se no entanto que não existe uma melhoria em relação aos resultados da rede neuronal isolada.

Horizonte	Volatilidade implícita	Rede neuronal		Monte Carlo		VAR		Regressão	
		MAPE	MPE	MAPE	MPE	MAPE	MPE	MAPE	MPE
1 Dia	1.84%	1.12%	0.04%	1.13%	0.08%	1.13%	0.08%	1.14%	0.12%
5 Dias	4.07%	2.48%	0.01%	2.61%	0.23%	2.52%	0.08%	2.47%	0.27%
20 Dias	8.36%	4.61%	0.25%	5.29%	0.48%	4.78%	0.32%	4.50%	0.65%
60 Dias	15.26%	5.75%	0.74%	10.27%	0.90%	4.97%	0.70%	4.16%	-0.30%

Tabela 5.6 – Resultados das previsões combinadas para o petróleo
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser verificado na tabela 5.6, no caso do petróleo, exceção feita na previsão a 1 dia, a combinação através da regressão apresentou nos restantes horizontes um MAPE inferior em comparação com o do VAR. Todavia, apenas na previsão a 60 dias é que se observa uma diferença com relevância. O MPE da regressão apresenta valores próximos de zero, consequentemente este modelo de previsão não se encontra enviesado.

Tendo sido a rede neuronal o método que obteve os melhores resultados em termos individuais, pode-se observar que só se torna relativamente importante utilizar a combinação destes dois métodos através da regressão na previsão a 60 dias.

Horizonte	Volatilidade implícita	Rede neuronal		Monte Carlo		VAR		Regressão	
		MAPE	MPE	MAPE	MPE	MAPE	MPE	MAPE	MPE
1 Dia	1.02%	0.78%	0.20%	0.77%	0.16%	0.78%	0.22%	0.81%	0.25%
5 Dias	2.28%	1.56%	0.06%	1.62%	0.14%	1.58%	0.11%	1.51%	0.04%
20 Dias	4.77%	2.83%	-0.46%	3.27%	0.15%	2.91%	-0.28%	2.62%	-0.20%
60 Dias	9.26%	4.24%	-0.06%	4.61%	-0.23%	3.56%	-0.15%	3.02%	-0.41%

Tabela 5.7 – Resultados das previsões combinadas para o ouro
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser observado na tabela 5.7, para o caso do ouro a combinação através da regressão apresentou no geral um MAPE mais baixo em comparação com o do VAR, a exceção encontra-se na previsão a um dia onde os resultados podem ser considerados equivalentes. Ressalta ainda que nas previsões a mais longo prazo os resultados do VAR tendem a piorar em relação à regressão. O MPE da regressão exibe valores bastante próximos de zero, portanto este modelo de previsão pode ser considerado não enviesado.

Sendo neste caso a regressão o método de combinação mais eficaz, pode-se verificar que apenas na previsão a um dia este método não melhora o MAPE em relação aos modelos individuais. Contudo, só na previsão a 60 dias é que a melhoria é relevante.

Horizonte	Volatilidade implícita	Rede neuronal		Monte Carlo		VAR		Regressão	
		MAPE	MPE	MAPE	MPE	MAPE	MPE	MAPE	MPE
1 Dia	1.47%	1.01%	-0.07%	1.01%	-0.11%	1.01%	-0.08%	1.06%	-0.28%
5 Dias	3.33%	2.06%	0.33%	2.14%	-0.04%	2.08%	0.19%	2.15%	-0.25%
20 Dias	7.03%	4.00%	0.32%	4.79%	0.03%	3.89%	0.40%	3.93%	-0.38%
60 Dias	13.03%	4.48%	0.81%	7.04%	0.71%	4.45%	0.82%	4.00%	-0.82%

Tabela 5.8 – Resultados das previsões combinadas para o cobre
Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser examinado na tabela 5.8, no caso do cobre a combinação através da regressão apresentou um menor MAPE em comparação com o do VAR apenas na previsão a 60 dias. Nos restantes horizontes os resultados foram bastante semelhantes. O MPE dos modelos combinados apresentam valores próximos de zero, a exceção acontece apenas na previsão a 60 dias.

Sendo a rede neuronal o método que exibiu os melhores resultados em termos individuais, pode-se constatar que só se torna vantajoso utilizar a combinação destes dois métodos na previsão a 60 dias e através da regressão.

6. CONCLUSÕES

Tal como foi apresentado na introdução, o principal objectivo deste trabalho passava por desenvolver modelos de previsão de preços de *commodities* para assim comparar a capacidade preditiva da simulação de Monte Carlo com a das redes neuronais. Para alcançar o objectivo foram desenvolvidos diversos modelos e aplicados na previsão do preço futuro do milho, petróleo, ouro e cobre.

Através dos resultados obtidos e que podem ser observados no capítulo 5, pode-se concluir que no geral o modelo individual que apresentou um melhor desempenho preditivo foram as redes neuronais.

Contudo, verificou-se que nos horizontes temporais a 1 e a 5 dias os resultados obtidos foram semelhantes para ambos os modelos. Com base nos dados do horizonte a 60 dias, constata-se que conforme o horizonte se expande existe uma tendência para que as previsões realizadas através da simulação de Monte Carlo se degradem em relação às previsões realizadas através das redes neuronais, uma vez que os gráficos demonstraram que a simulação de Monte Carlo não conseguiu distanciar-se muito dos dados iniciais nos momentos onde existiu uma grande volatilidade.

Ao se analisar a volatilidade implícita das quatro *commodities* seleccionadas para este trabalho verifica-se que qualquer das previsões obtidas apresenta um valor inferior, independentemente do horizonte temporal e do modelo empregado. Isto significa que através destes modelos se consegue alcançar resultados melhores que o aleatório.

Entre as quatro *commodities* estudadas neste trabalho o ouro foi a *commodity* para a qual se conseguiu obter as melhores previsões, seguido pelo cobre, petróleo e milho que foi a *commodity* que apresentou as piores previsões. Esta situação poderá ser explicada pela circunstância do ouro ter apresentado a menor volatilidade histórica durante o ano de 2012 com 16.24%, já o cobre apresentou 21.64%, o petróleo 25.94% e o milho 29.47%.

Para tentar melhorar os resultados já obtidos pelos modelos individualmente foram aplicadas duas técnicas de combinação de previsões. Comparando somente as duas técnicas verifica-se que o método de combinação através da regressão múltipla foi o que apresentou os melhores resultados para o ouro, cobre e petróleo enquanto para o milho foi o método VAR. Todavia, para o caso do milho a técnica de combinação

não demonstrou ser adequada para melhorar os resultados das redes neuronais, assim sendo neste trabalho o método VAR não foi considerado uma real mais-valia.

No entanto a utilização da regressão múltipla demonstrou uma boa capacidade para melhorar os resultados dos modelos individuais nas previsões a 20 e a 60 dias, sendo principalmente para o horizonte a 60 dias uma real mais-valia. Contudo, nas previsões a 1 e a 5 dias não existe vantagem em utilizar este método.

Em suma temos que para as previsões a 1 e a 5 dias a simulação de Monte Carlo equivale-se às redes neuronais. Contudo, a simulação de Monte Carlo apresenta algumas vantagens, uma vez que é um método bastante simples de se compreender e o utilizador apenas necessita de ter conhecimentos básicos de *Excel*.

Nas previsões para um horizonte temporal mais distante já existe um benefício em utilizar as redes neuronais, porém nestas situações ainda se conseguem alcançar melhores resultados caso se combinem as redes neuronais com a simulação de Monte Carlo através de uma regressão múltipla.

7. LIMITAÇÕES E RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Uma das limitações com mais relevância para este trabalho foi a circunstância de existirem diversas variáveis económicas que não puderam ser utilizadas devido ao facto não possuírem periodicidade diária, tais como a inflação, o índice de preços ao consumidor, o índice de preços ao produtor ou a informação sobre a oferta monetária.

Devido à instabilidade que se tem verificado nos mercados financeiros nos últimos anos, não foi possível utilizar informação com mais do que dez anos, uma vez que nesse período essa informação não é comparável com a posterior. Portanto, estes dados não iriam adicionar conhecimento aos modelos, uma vez que o objectivo é de se tentar reconhecer possíveis padrões, iriam porém servir de ruído e assim prejudicar os resultados finais.

O conjunto de teste das previsões dos modelos individuais deveria ter sido apurado de forma aleatória. Contudo, existiu a necessidade de se utilizar como conjunto de teste os 252 dias úteis do ano de 2012, esta decisão deveu-se ao facto de se tornar muito demorado calcular as previsões para dias aleatórios através da simulação de Monte Carlo.

A circunstância de ter sido utilizado o *software Microsoft Office Excel 2003* para produzir as previsões através da simulação de Monte Carlo fez com que o seu cálculo seja algo demorado, uma vez que não é o *software* mais indicado para trabalhar com muitos dados. Por exemplo, para se realizar a previsão a um dia dos 252 dias de 2012 de uma determinada *commodity* através de 10.000 simulações, isto implica que se calcule 2.520.000 valores.

O facto do *software SAS Enterprise Miner 5.2* não calcular o erro absoluto médio percentual (MAPE) implicou a utilização do *Microsoft Office Excel 2003* para calcular o MAPE das inúmeras simulações realizadas para seleccionar as variáveis de *input* e o número de neurónios necessários para a camada oculta das redes MLP, assim este processo tornou-se mais lento do que seria se o MAPE fosse calculado pelo *SAS Enterprise Miner 5.2*.

Como recomendação para um trabalho futuro sugere-se a aplicação dos modelos testados neste trabalho a outras *commodities* ou então a outros tipos de activos financeiros, tais como acções ou taxas de câmbio.

Outra possibilidade passa por alterar a periodicidade dos dados de *input*, por exemplo podem passar para mensais em vez de serem diários como neste trabalho. Esta alteração permite estudar a inclusão de outras variáveis, que não se encontram disponíveis na forma diária.

Outra sugestão passa por tentar prever apenas a tendência dos preços futuros ou então apresentar a previsão na forma de intervalo e não tentar prever o valor exacto como neste trabalho, uma vez que desta maneira o erro tende a ser mais elevado.

Como última alternativa sugere-se testar as quatro *commodities* seleccionadas para este trabalho através de outros modelos preditivos para deste modo se ter acesso a mais resultados e assim este estudo torna-se mais completo.

8. BIBLIOGRAFIA

- Abosedra, S., & Baghestani, H. (2004). On the predictive accuracy of crude oil futures prices. *Energy Policy*, 32(12), 1389-1393.
- Acworth, W. (2013). FIA Annual Volume Survey: Trading Falls 15.3% in 2012. Acedido em 18 de Agosto de 2013, em http://www.futuresindustry.org/downloads/FI-2012_Volume_Survey.pdf
- Alizadeh, A., & Nomikos, N. (2009). *Shipping Derivatives and Risk Management*. Palgrave Macmillan.
- Andrawis, R., Atiya, A. F., & El-Shishiny, H. (2011). Combination of long term and short term forecasts, with application to tourism demand forecasting. *International Journal of Forecasting*, 27(3), 870-886.
- Balbinot, A., Delai, R. M., & Werle, A. (2011). Viabilidade do Pólen de Milho. *Cascavel*, 4(2), 133-142.
- Belousova, J., & Dorfleitner, G. (2012). On the diversification benefits of commodities from the perspective of euro investors. *Journal of Banking and Finance*, 36(9), 2455-2472.
- Borensztein, E., & Reinhart, C. M. (1994). The Macroeconomic Determinants of Commodity Prices. *IMF Staff Papers*, 41(2), 236-261.
- Boyle, P. (1977). Options: A Monte Carlo approach. *Journal of Financial Economics*, 4(3), 323-338.
- BP. (2013). *BP Statistical Review of World Energy June 2013*. Acedido em 29 de Setembro de 2013, em http://www.bp.com/content/dam/bp/pdf/statistical-review/statistical_review_of_world_energy_2013.pdf
- Braga, A. P., Ludermir, T. B., & Carvalho, A. C. P. L. F. (2000). *Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações*. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos.
- Brennan, M. J. (1958). The Supply of Storage. *The American Economic Review*, 48(1), 50-72.
- Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (1996). *Introduction to time series and forecasting*. New York: Springer Verlag.
- Brooks, G. A. (2009). Musings: Do WTI Oil Prices Reflect Underlying Market Conditions? Acedido em 8 de Abril em 2013, em http://www.rigzone.com/news/article.asp?a_id=71899
- Buliali, J. L., Fatichah, C., & Susanto, M. (2009). Hybrid Neural Network-Monte Carlo Simulation for Stock Price Index Prediction. *Asian Journal of Information Technology*, 8(1), 1-7.

- Cardoso, W., Pinheiro, F., Machado, F., Borges, J., & Rios, S. (2011). Indústria do milho. In A. Borém & S. Rios (Eds.), *Milho biofortificado* (pp. 175-195). Visconde do Rio Branco: Suprema.
- Clemen, R. T. (1989). Combining forecasts: A review and annotated bibliography. *International Journal of Forecasting*, 5(4), 559-583.
- COMEX 101: All About the Gold and Silver Futures Market. (2013). Acedido em 8 de Abril de 2013, em <http://about.ag/futures.htm>
- Cont, R., Fonseca, J., & Durrleman, V. (2002). Stochastic Models of Implied Volatility Surfaces. *Economic Notes*, 31(2), 361-377.
- Crane, D., & Crotty, J. (1967). A Two-Stage Forecasting Model: Exponential Smoothing and Multiple Regression. *Management Science*, 13(8), B-501-B-507.
- Deaton, A., & Laroque, G. (1992). On the Behaviour of Commodity Prices. *The Review of Economic Studies*, 59(1), 1-23.
- DeFusco, R. A., McLeavey, D. W., Pinto, J. E., & Runkle, D. E. (2007). *Quantitative Investment Analysis* (2nd ed.). New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Eckhardt, R. (1987). Stan Ulam, John von Neumann, and the Monte Carlo Method. *Los Alamos Science*, 15, 131-137.
- eResearch. (2013). Top Gold-Producing Countries In 2012. Acedido em 29 de Setembro de 2013, em http://www.eresearch.ca/report/BW_071513TopTenGold.pdf
- Ferreira, L., Moura, G. L., Borenstein, D., & Fischmann, A. A. (2011). Utilização de Redes Neurais Artificiais como Estratégia de Previsão de Preços no Contexto de Agronegócio. *Revista de Administração e Inovação*, 8(4), 6-26.
- Frankel, J. A. (1984). Commodity Prices and Money: Lessons from International Finance. *American Journal of Agricultural Economics*, 66(5), 560-566.
- Frankel, J. A. (1986). Expectations and commodity price dynamics: the overshooting model. *American Journal of Agricultural Economics*, 68(2), 344.
- Freeman, J. A., & Skapura, D. M. (1991). *Neural networks: algorithms, applications, and programming techniques*. Addison-Wesely.
- Freiman, J. P., & Pamplona, E. O. (2005). *Redes neurais artificiais na previsão do valor de commodity do agronegócio*. Paper presented at the V Encuentro Internacional de Finanzas, Santiago, Chile.
- French, K. R. (1986). Detecting spot price forecasts in futures prices. *The Journal of Business*, 59(2), S39-S54.
- Fung, H., Liu, Q., & Tse, Y. (2010). The information flow and market efficiency between the U.S. and Chinese aluminum and copper futures markets. *Journal of Futures Markets*, 30(12), 1192-1209.

- Geman, H. (2005). *Commodities and Commodity Derivatives: Modeling and Pricing for Agricultural, Metals and Energy*. Chichester, UK: John Wiley & Sons Ltd.
- Goss, B., & Avsar, S. (2013). Simultaneity, Forecasting and Profits in London Copper Futures. *Australian Economic Papers*, 52(2), 79-96.
- Granger, C. W. J., & Newbold, P. (1977). *Forecasting economic time series*. New York: Academic Press.
- Granger, C. W. J., & Ramanathan, R. (1984). Improved methods of combining forecasts. *Journal of Forecasting*, 3, 197-204.
- Grudnitski, G., & Osburn, L. (1993). Forecasting S&P and gold futures prices: An application of neural networks. *Journal of Futures Markets*, 13, 631-643.
- Gurney, K. (1997). *An introduction to neural networks*. London: Routledge.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation* (2nd ed.). Prentice Hall.
- Heydová, J., Maitah, M., & Hammad, F. (2011). The reasons and the impacts of crude oil prices on world economy. *European Journal of Business and Economics*, 2, 38-44.
- Hornik, K., Stinchcombe, M., & White, H. (1989). Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators. *Neural Networks*, 2, 359-366.
- Hull, J. (1998). *Introduction to futures and options markets* (3rd ed.). London: Prentice-Hall.
- Hull, J. (2009). *Options Futures and Other Derivatives* (7th ed.). Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall.
- Ismail, Z., Yahya, A., & Shabri, A. (2009). Forecasting Gold Prices Using Multiple Linear Regression Method. *American Journal of Applied Sciences*, 6(8), 1509-1514.
- Jabbour, G. M., & Liu, Y. (2005). Option Pricing And Monte Carlo Simulations. *Journal of Business & Economics Research*, 3(9), 1-6.
- Jain, A. K., & Mao, J. (1996). Artificial Neural Networks: A Tutorial. *IEEE Computer*, 31-44.
- Jain, A., Nandakumar, K., & Ross, A. (2005). Score normalization in multimodal biometric systems. *Pattern Recognition*, 38(12), 2270-2285.
- Jain, L. C., & Martin, N. M. (1998). *Fusion of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Genetic Algorithms: Industrial Applications*. CRC Press.
- Jensen, G. R., Johnson, R. R., & Mercer, J. M. (2000). Efficient use of commodity futures in diversified portfolios. *Journal of Futures Markets*, 20, 489-506.
- Jorion, P. (2001). *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk* (2nd ed.). New York: Mcgraw-Hill.

- Kaastra, I., & Boyd, M. (1996). Designing a neural network for forecasting financial and economic time series. *Neurocomputing*, 10(3), 215-236.
- Kaldor, N. (1939). Speculation and Economic Stability. *The Review of Economic Studies*, 7(1), 1-27.
- Kasabov, N. K. (1996). *Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Kennedy, P. (1992). *A guide to econometrics* (3rd ed.). Oxford: Basil Blackwell.
- Khan, M. (2013). Forecasting of Gold Prices (Box Jenkins Approach). *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 3(3), 662-670.
- Khazanov, L. (2013). Production and consumption trends in the copper industry. *Metallurg*, 56(11-12), 869-873.
- Kohzadi, N., Boyd, M. S., Kermanshahi, B., & Kaastra, I. (1996). A comparison of artificial neural network and time series models for forecasting commodity prices. *Neurocomputing*, 10(2), 169-181.
- Kolb, R. W. (1991). *Understanding Futures Markets* (3rd ed.). New York Institute Finance.
- Kroese, D. P., Taimre, T., & Botev, Z. I. (2011). *Handbook of Monte Carlo Methods*. Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons.
- Kwak, Y. H., & Ingall, L. (2007). Exploring monte carlo simulation applications for project management. *Risk Management*, 9(1), 44-57.
- Leuthold, R. M., Junkus, J. C., & Cordier, J. E. (1989). *The theory and practice of futures markets*. Lexington Books.
- Little, J. B., & Rhodes, L. (2004). *Understanding Wall Street* (4th ed.). McGraw-Hill.
- Liu, C. (2009). *Price Forecast for Gold Futures Based on GA-BP Neural Network*. Paper presented at the International Conference on Management and Service Science.
- Livingstone, D. J., Manallack, D. T., & Tetko, I. V. (1997). Data modelling with neural networks: Advantages and limitations. *Journal of Computer-Aided Molecular Design*, 11(2), 135-142.
- London Stock Exchange. (2009). *Exchange Traded Commodities: Redefining the commodities marketplace*. Acedido em 20 de Setembro de 2013, em <http://www.londonstockexchange.com/specialist-issuers/etps/etcbrochure.pdf>
- Lopes, Y., Acosta, D. L., Coutinho, A. J. C. R., Fidel E. Souza, F. E., Silva, J. M. M., & Panaro, J. S. G. (2012). *Reconhecimento Automático de Modulação Digital e Demodulação de Sinais Baseado em Redes Neurais Artificiais*. Paper presented at the XXX Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, Brasília.

- Makridakis, S. (1990). *Forecasting, planning and strategy for the 21st century*. New York: The Free Press.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (1998). *Forecasting: methods and applications* (3rd ed.). New York: John Wiley & Sons.
- Malliaris, A. G., & Malliaris, M. (2009). *Time Series and Neural Networks Comparison on Gold, Oil and the Euro*. Paper presented at the Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, Atlanta, Georgia.
- Mehrotra, K., Mohan, C. K., & Ranka, S. (1996). *Elements of Artificial Neural Networks*. Bradford Books.
- Melolinna, M. (2011). What explains risk premiums in crude oil futures? *OPEC Energy Review*, 35(4), 287-307.
- Menezes, L. M., Bunn, D. W., & Taylor, J. W. (2000). Review of guidelines for the use of combined forecasts. *European Journal of Operational Research*, 120(1), 190-204.
- Metropolis, N. (1987). The beginning of the Monte Carlo method. *Los Alamos Science*, 15, 125-130.
- Minsky, M., & Papert, S. (1969). *Perceptrons*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2008). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Nayakovit, S., Khantanapoka, K., & Jaritngam, U. (2010). *Prediction exchange rate of USD/GBP with intelligence cyberspace experimental*. Paper presented at the Electronics and Information Engineering.
- New York Board of Trade (2007). *Entendendo futuros e opções*. Acedido em 10 de Novembro de 2012, em http://www.zaner.com/pdf/UFO_Portuguese.pdf
- Ntungo, C., & Boyd, M. (1998). Commodity futures trading performance using neural network models versus ARIMA models. *Journal of Futures Markets*, 965-983.
- Oleskovicz, M., Coury, D. V., & Aggarwal, R. K. (2003). O emprego de redes neurais artificiais na detecção, classificação e localização de faltas em linhas de transmissão. *Revista Controle & Automação*, 14(2), 138-150.
- Pandya, H. (2013). Technical Analysis for Selected Companies of Indian IT Sector. *International Journal of Advanced Research*, 1(4), 430-446.
- Parisi, A., Parisi, F., & Díaz, D. (2008). Forecasting gold price changes: Rolling and recursive neural network models. *Journal of Multinational Financial Management*, 18(5), 477-487.
- Remsen Farmers Coop (2013). Remsen Farmers Coop Grain. Acedido em 8 de Abril de 2013, em <http://www.remsencoop.com/grain>

- Rojas, R. (1996). *Neural Networks - A Systematic Introduction*. Berlin: Springer-Verlag.
- Rothstein, N. H., & Little, J. M. (1984). *The handbook of financial futures: a guide for investors and professional financial managers*. New York: McGraw-Hill.
- Scheffer, L. (2004). *The Count of Monte Carlo*. Paper presented at the Proceedings of the International Workshop on Timing Issues.
- Schuster, M., & Paliwal, K. K. (1997). Bidirectional recurrent neural networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 45(11), 2673-2681.
- Shorter, J. A., & Rabitz, H. A. (1997). Risk analysis by the guided Monte Carlo technique. *Journal Of Statistical Computation And Simulation*, 57(1-4), 321-336.
- Shultz, S. (2008). Corn. *Journal of Agricultural & Food Information*, 9(2), 101-114.
- Singh, Y., & Chauhan, A. (2009). Neural Networks in Data Mining. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 5(1), 37-42.
- Smith, J., & Wallis, K. F. (2009). A Simple Explanation of the Forecast Combination Puzzle. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 71(3), 331-355.
- Smith, K., & Bracker, K. (2003). Forecasting Changes in Copper Futures Volatility with GARCH Models Using an Iterated Algorithm. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 20(3), 245-265.
- Sobol, I. M. (1994). *A primer for the Monte Carlo method*. Boca Raton, FL: CRC Press.
- Sopipan, N., Sattayatham, P., & Premanode, B. (2012). Forecasting Volatility of Gold Price Using Markov Regime Switching and Trading Strategy. *Journal of Mathematical Finance*, 02(01), 121-131.
- Suhobokov, A. (2007). Application of Monte Carlo Simulation method in risk management. *Journal of Business Economics and Management*, 8(3), 165-168.
- Svozil, D., Kvasnicka, V., & Pospíchal, J. (1997). Introduction to multi-layer feed-forward neural networks. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 39(1), 43-62.
- Wei, W. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods* (2nd ed.). Addison Wesley.
- Wilmott, P. (2007). *Paul Wilmott on quantitative finance* (2nd ed.). John Wiley & Sons.
- Wilson, D. (2010). Physically-Backed Metal ETCs. Acedido em 8 de Abril de 2013, em <http://www.commodities-now.com/news/metals-and-mining/4349-physically-backed-metal-etcs.html>
- Winkler, R. L., & Makridakis, S. (1983). The Combination of Forecasts. *Journal of the Royal Statistical Society*, 146(2), 150-157.

- Yonenaga, W. H., & Figueiredo, R. S. (1999). *Previsão do preço da soja utilizando redes neurais*. Paper presented at the XIX ENEGEP - Encontro Nacional de Engenharia de Produção.
- Yu, S., & Ou, J. (2009). *Forecasting Model of Agricultural Products Prices in Wholesale Markets Based on Combined BP Neural Network -Time Series Model*. Paper presented at the 2009 International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering.
- Yue, Q., Lu, Z. W., & Zhi, S. K. (2009). Copper cycle in China and its entropy analysis. *Resources, Conservation and Recycling*, 53(12), 680-687.
- Zhang, G., Patuwo, B. E., & Hu, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International Journal of Forecasting*, 14(1), 35-62.

9. ANEXOS

9.1. ANEXO A – DEMONSTRAÇÃO DA SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

Um processo estocástico é considerado um processo de Itô, quando é representado pela equação:

$$dx = a(x, t).dt + b(x, t).dz \quad (9.1)$$

O Lema de Itô mostra que se uma função $G(x, t)$ for diferenciável pelo menos duas vezes em x e uma vez em t então a mesma segue o seguinte processo:

$$dG = \left[\frac{\partial G}{\partial t} + a(x, t) \frac{\partial G}{\partial x} + \frac{1}{2} b^2(x, t) \frac{\partial^2 G}{\partial x^2} \right].dt + b(x, t) \frac{\partial G}{\partial x} dz \quad (9.2)$$

Comparando a equação 3.2 com a 9.1, pode-se assumir que o movimento geométrico Browniano é um processo de Itô onde $a(x, t) = \mu S$ e $b(x, t) = \sigma S$.

Portanto, assumindo que $G = \ln S$ e aplicando o Lema de Itô obtêm-se:

$$d \ln S = \left[\frac{\partial G}{\partial t} + \mu S \frac{\partial G}{\partial S} + \frac{1}{2} (\sigma S)^2 \frac{\partial^2 G}{\partial S^2} \right].dt + \sigma S \frac{\partial G}{\partial S} dz \quad (9.3)$$

$$= \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right).dt + \sigma.dz \quad (9.4)$$

Ou seja,

$$\ln(S(t + \Delta t)) - \ln(S(t)) = \left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right). \Delta t + \sigma \xi \sqrt{\Delta t} \quad (9.5)$$

Portanto, para se obter uma simulação para o valor futuro de uma *commodity* utiliza-se a seguinte equação:

$$S(t + \Delta t) = S(t) e^{\left[\left(\mu - \frac{1}{2} \sigma^2 \right). \Delta t + \sigma \xi \sqrt{\Delta t} \right]} \quad (9.6)$$

9.2. ANEXO B – ESPECIFICAÇÕES DOS CONTRATOS FUTUROS

	Milho	Petróleo
Símbolo do produto	ZC	CL
Tamanho do contrato	5 000 <i>bushels</i> ⁴	1 000 Barris
Cotação	Usd por <i>bushel</i>	Usd por barril
Tamanho do <i>Tick</i>	0.25	0.01
Valor do <i>Tick</i>	\$12.5	\$10
Meses dos Contratos	Março (H), Maio (K), Julho (N), Setembro (U) e Dezembro (Z)	Janeiro (F), Fevereiro (G), Março (H), Abril (J), Maio (K), Junho (M), Julho (N), Agosto (Q), Setembro (U), Outubro (V), Novembro (X) e Dezembro (Z)

Tabela 9.1 – Especificações dos contratos futuros do milho e do petróleo
Fonte: Bloomberg

	Ouro	Cobre
Símbolo do produto	GC	HG
Tamanho do contrato	100 onças <i>troy</i> ⁵	25 000 libras ⁶
Cotação	Usd por onça <i>troy</i>	Usd por libra
Tamanho do <i>Tick</i>	0.1	0.05
Valor do <i>Tick</i>	\$10	\$12.5
Meses dos Contratos	Fevereiro (G), Abril (J), Junho (M), Agosto (Q), Outubro (V) e Dezembro (Z)	Março (H), Maio (K), Julho (N), Setembro (U) e Dezembro (Z)

Tabela 9.2 – Especificações dos contratos futuros do ouro e do cobre
Fonte: Bloomberg

⁴ 1 *bushel* de milho = 25.40117272 Kg

⁵ 1 onça *troy* = 0.0311034768 Kg

⁶ 1 libra = 0.45359237 Kg

9.3. ANEXO C – APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS DAS COMBINAÇÕES DE VARIÁVEIS PARA A SELECÇÃO DOS *INPUTS* DAS REDES NEURONAIS

Nas tabelas seguintes são apresentadas algumas das diversas combinações que foram testadas com o objectivo de seleccionar os *inputs* para as redes neuronais utilizadas neste trabalho, a escolha final recaiu sobre as variáveis que apresentaram o erro absoluto médio percentual (MAPE) mais baixo.

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 	1.35%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível RSI 	1.35%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR 	1.35%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ROC 	1.35%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias 	1.44%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível CCI 	1.35%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	1.35%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR CCI 	1.35%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	1.35%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 60 dias última média móvel dos preços a 20 dias 	1.36%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última volatilidade histórica a 10 dias 	1.35%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 ROC 	1.35%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses RSI ROC 	1.35%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última média móvel dos preços a 5 dias 	1.45%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última cotação disponível do índice S&P 500 CCI 	1.35%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR última volatilidade histórica a 30 dias última volatilidade histórica a 60 dias 	1.35%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última cotação disponível do índice S&P 500 última média móvel dos preços a 20 dias 	1.37%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ROC última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 5 dias última média móvel dos preços a 60 dias 	1.41%

Tabela 9.3 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 1 dia do milho
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
• último preço disponível	2.94%	• último preço disponível • ROC	2.94%
• último preço disponível • RSI	2.94%	• último preço disponível • ATR	2.97%
• último preço disponível • última cotação disponível do índice S&P 500	2.95%	• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses	3.00%
• último preço disponível • última média móvel dos preços a 5 dias	3.02%	• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos	2.93%
• último preço disponível • última média móvel dos preços a 5 dias • última média móvel dos preços a 60 dias	3.03%	• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos	2.95%
• último preço disponível • última cotação disponível do índice S&P 500 • ROC	2.98%	• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses • CCI	2.99%
• último preço disponível • última cotação disponível do índice S&P 500 • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses	2.95%	• último preço disponível • última média móvel dos preços a 5 dias • última volatilidade histórica a 30 dias	3.03%
• último preço disponível • última média móvel dos preços a 5 dias • RSI	3.04%	• último preço disponível • RSI • ROC	2.96%
• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos • última média móvel dos preços a 20 dias • ROC	2.97%	• último preço disponível • última cotação disponível do índice S&P 500 • CCI • RSI	2.97%
• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses • última volatilidade histórica a 60 dias • ATR	3.01%	• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 mese • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos • última média móvel dos preços a 20 dias • última volatilidade histórica a 10 dias • CCI	2.96%

Tabela 9.4 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 5 dias do milho
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
• último preço disponível	5.42%	• último preço disponível • ATR	5.43%
• último preço disponível • RSI	5.12%	• último preço disponível • CCI	5.34%
• último preço disponível • última média móvel dos preços a 20 dias	5.29%	• último preço disponível • ROC	5.40%
• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a	5.28%	• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a	5.32%

2 anos		3 meses	
• RSI			
• último preço disponível	5.33%	• último preço disponível	5.69%
• última cotação disponível do índice S&P 500		• última média móvel dos preços a 20 dias	
• última volatilidade histórica a 30 dias		• última média móvel dos preços a 60 dias	
• último preço disponível	5.52%	• último preço disponível	5.47%
• ATR		• ATR	
• última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses		• CCI	
• último preço disponível	5.70%	• último preço disponível	5.22%
• última média móvel dos preços a 20 dias		• última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses	
• RSI		• última cotação disponível do índice S&P 500	
• último preço disponível	5.27%	• último preço disponível	5.59%
• última cotação disponível do índice S&P 500		• última média móvel dos preços a 60 dias	
• CCI		• última volatilidade histórica a 10 dias	
• último preço disponível	5.58%	• CCI	
• última média móvel dos preços a 120 dias		• último preço disponível	5.37%
• última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos		• última média móvel dos preços a 60 dias	
• última volatilidade histórica a 60 dias		• última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses	
• último preço disponível	5.78%	• ROC	
• última média móvel dos preços a 60 dias		• RSI	
• última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses		• último preço disponível	5.44%
• última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos		• última média móvel dos preços a 20 dias	
• última cotação disponível do índice S&P 500		• última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses	
		• última cotação disponível do índice S&P 500	
		• RSI	

Tabela 9.5 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 20 dias do milho
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
• último preço disponível	8.45%	• último preço disponível	9.32%
		• ATR	
• último preço disponível	8.72%	• último preço disponível	8.99%
• última cotação disponível do índice S&P 500		• última volatilidade histórica a 60 dias	
• último preço disponível	11.48%	• último preço disponível	7.83%
• última média móvel dos preços a 60 dias		• última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos	
• último preço disponível	8.94%	• último preço disponível	8.54%
• RSI		• ROC	
• último preço disponível	7.62%	• último preço disponível	11.85%
• última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses		• última média móvel dos preços a 20 dias	
• última cotação disponível do índice S&P 500		• última média móvel dos preços a 60 dias	
• último preço disponível	7.81%	• último preço disponível	7.51%

<ul style="list-style-type: none"> última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última volatilidade histórica a 60 dias 		<ul style="list-style-type: none"> última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 60 dias 	10.02%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	9.53%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 5 dias última média móvel dos preços a 120 dias 	8.51%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses ROC 	7.76%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 20 dias 	8.37%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última volatilidade histórica a 30 dias RSI 	9.44%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última volatilidade histórica a 60 dias RSI 	9.09%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses ROC RSI 	8.38%

Tabela 9.6 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 60 dias do milho
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ROC 	1.19%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível CCI 	1.20%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	1.19%	<ul style="list-style-type: none"> CCI RSI 	28.59%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR 	1.20%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível RSI 	1.20%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 	1.20%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias 	1.22%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses ROC 	1.19%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias CCI 	1.22%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última volatilidade histórica a 10 dias 	1.19%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 60 dias 	1.19%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 	1.19%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ROC 	1.19%

<ul style="list-style-type: none"> 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 		<ul style="list-style-type: none"> RSI 	
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 5 dias RSI 	1.21%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias última média móvel dos preços a 60 dias 	1.21%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última cotação disponível do índice S&P 500 ATR 	1.23%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 CCI RSI 	1.19%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última volatilidade histórica a 10 dias última volatilidade histórica a 60 dias 	1.19%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 5 dias RSI ROC 	1.21%

Tabela 9.7 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 1 dia do petróleo
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível 	2.40%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível CCI 	2.41%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR 	2.43%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível RSI 	2.40%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias 	2.44%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	2.39%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 	2.51%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias 	2.40%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ROC RSI 	2.34%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ROC 	2.40%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	2.40%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última cotação disponível do índice S&P 500 	2.54%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR CCI 	2.47%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias ROC 	2.43%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última volatilidade histórica a 10 dias 	2.44%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses ROC RSI 	2.39%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 	2.41%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias 	2.43%

<ul style="list-style-type: none"> última média móvel dos preços a 20 dias RSI 		<ul style="list-style-type: none"> última média móvel dos preços a 120 dias 	
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos ROC 	2.39%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última volatilidade histórica a 10 dias CCI 	2.41%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última volatilidade histórica a 30 dias RSI 	2.41%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 20 dias RSI CCI 	2.35%

Tabela 9.8 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 5 dias do petróleo
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível 	5.14%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível CCI 	5.02%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ROC 	5.16%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	5.17%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível RSI 	4.97%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR 	5.49%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 	5.49%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias 	5.09%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	5.06%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR CCI 	5.61%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos RSI 	5.04%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 ROC 	5.64%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias última média móvel dos preços a 20 dias 	4.94%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última volatilidade histórica a 30 dias 	4.96%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias RSI 	5.07%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 60 dias RSI 	5.60%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 20 dias 	4.85%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 20 dias RSI 	4.81%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 20 dias última média móvel dos preços a 	5.25%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	5.14%

60 dias			
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última volatilidade histórica a 10 dias ATR ROC 	5.03%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 20 dias ROC RSI 	4.95%

Tabela 9.9 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 20 dias do petróleo
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
último preço disponível	8.05%	último preço disponível CCI	8.66%
último preço disponível última média móvel dos preços a 60 dias	10.05%	último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses	7.90%
último preço disponível ATR	9.52%	último preço disponível ROC	8.60%
último preço disponível última volatilidade histórica a 60 dias	9.52%	último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos	9.24%
último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500	11.06%	último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias	8.92%
último preço disponível ROC RSI	10.86%	último preço disponível última média móvel dos preços a 60 dias ROC	11.08%
último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias última média móvel dos preços a 120 dias	8.90%	último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses CCI	8.27%
último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última cotação disponível do índice S&P 500	19.05%	último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última volatilidade histórica a 60 dias	7.93%
último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 60 dias última volatilidade histórica a 30 dias	8.93%	último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos	7.86%
último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 120 dias CCI	7.98%	último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 180 dias RSI	8.37%
último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a	7.25%	último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 120 dias ROC	7.79%

120 dias		• RSI	
----------	--	-------	--

Tabela 9.10 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 60 dias do petróleo
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	0.73%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível RSI 	0.73%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ROC 	0.73%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível CCI 	0.74%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR 	0.73%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 	0.73%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	0.73%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias 	0.81%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 5 dias 	0.78%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR CCI 	0.74%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses CCI 	0.73%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	0.74%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias última média móvel dos preços a 20 dias 	0.81%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses RSI 	0.73%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última volatilidade histórica a 10 dias última volatilidade histórica a 60 dias 	0.73%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última volatilidade histórica a 10 dias RSI ROC 	0.74%

Tabela 9.11 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 1 dia do ouro
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível 	1.56%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível RSI 	1.58%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	1.57%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias 	1.55%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR 	1.63%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ROC 	1.57%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 	1.58%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias ROC 	1.65%

<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	1.58%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR CCI 	1.63%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última cotação disponível do índice S&P 500 	1.57%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias última média móvel dos preços a 60 dias 	1.56%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias CCI 	1.55%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses ROC 	1.58%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias última cotação disponível do índice S&P 500 	1.56%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última volatilidade histórica a 10 dias ROC 	1.58%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 5 dias CCI RSI 	1.55%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 5 dias última cotação disponível do índice S&P 500 ATR 	1.62%

Tabela 9.12 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 5 dias do ouro
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível 	3.19%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 	3.32%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível RSI 	3.29%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR 	3.66%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ROC 	3.30%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível CCI 	3.27%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias 	3.26%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	3.01%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última volatilidade histórica a 30 dias 	3.34%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses RSI 	3.02%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias última média móvel dos preços a 60 dias 	3.47%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	3.08%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias CCI 	3.22%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	3.13%

<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR CCI 	3.42%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última cotação disponível do índice S&P 500 	3.17%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 20 dias RSI 	3.13%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última volatilidade histórica a 10 dias ROC 	3.26%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 20 dias última média móvel dos preços a 60 dias 	3.18%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última cotação disponível do índice S&P 500 RSI 	3.45%

Tabela 9.13 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 20 dias do ouro
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível 	4.69%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível CCI 	4.31%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível RSI 	5.64%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ROC 	5.11%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	4.84%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 60 dias 	6.07%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última volatilidade histórica a 60 dias 	4.69%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	5.06%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última volatilidade histórica a 60 dias 	4.83%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR CCI 	5.87%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	5.27%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses ROC 	5.68%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias última média móvel dos preços a 60 dias 	6.80%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	4.56%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível RSI ROC 	5.55%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 60 dias 	7.14%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 CCI 	5.37%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	5.16%

<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos RSI 	5.20%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última volatilidade histórica a 10 dias última volatilidade histórica a 60 dias 	4.91%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos ATR 	5.49%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última volatilidade histórica a 10 dias última média móvel dos preços a 20 dias RSI 	5.91%

Tabela 9.14 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 60 dias do ouro
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias 	1.09%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR 	1.05%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível RSI 	1.05%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 	1.05%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	1.05%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	1.05%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 RSI 	1.05%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR CCI 	1.05%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses ATR CCI 	1.05%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias última volatilidade histórica a 10 dias 	1.09%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 60 dias ROC 	1.05%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos ATR 	1.06%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 5 dias ATR 	1.10%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última volatilidade histórica a 10 dias última volatilidade histórica a 30 dias ATR 	1.05%

Tabela 9.15 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 1 dia do cobre
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias 	2.15%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível CCI 	2.15%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível RSI 	2.16%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ATR 	2.16%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ROC 	2.15%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 	2.15%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	2.14%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias última média móvel dos preços a 60 dias 	2.20%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	2.16%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses ROC 	2.16%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 5 dias 	2.14%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias CCI RSI 	2.16%
<ul style="list-style-type: none"> última média móvel dos preços a 5 dias última cotação disponível do índice S&P 500 última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses RSI 	2.25%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 60 dias última volatilidade histórica a 10 dias 	2.16%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 5 dias 	2.17%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias última média móvel dos preços a 60 dias última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses CCI 	2.16%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última média móvel dos preços a 5 dias última volatilidade histórica a 10 dias CCI 	2.14%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 5 dias última média móvel dos preços a 10 dias ATR CCI 	2.18%

Tabela 9.16 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 5 dias do cobre
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível CCI 	4.28%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível RSI 	4.12%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses 	4.08%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias 	4.34%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do 	4.24%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível ROC 	4.30%

índice S&P 500			
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses CCI 	4.64%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	4.11%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos 	4.05%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos ATR 	4.16%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos RSI 	4.07%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última volatilidade histórica a 10 dias 	4.22%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última média móvel dos preços a 20 dias 	3.99%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última média móvel dos preços a 20 dias última média móvel dos preços a 60 dias 	4.49%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos RSI 	3.95%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última cotação disponível do índice S&P 500 última média móvel dos preços a 20 dias ATR 	4.43%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 20 dias ATR 	3.92%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos CCI RSI 	4.57%
<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 20 dias ATR CCI 	4.07%	<ul style="list-style-type: none"> último preço disponível última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos última média móvel dos preços a 20 dias RSI 	3.96%

Tabela 9.17 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 20 dias do cobre
Fonte: Elaborado pelo autor

Variáveis	MAPE	Variáveis	MAPE
último preço disponível	7.18%	último preço disponível	7.26%
		ATR	
último preço disponível	8.24%	último preço disponível	7.76%
CCI		ROC	
último preço disponível	5.53%	último preço disponível	7.65%
última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses		última média móvel dos preços a 60 dias	
último preço disponível	4.90%	último preço disponível	4.46%
última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos		última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos	
		CCI	
último preço disponível	6.52%	último preço disponível	6.83%
última cotação disponível do índice S&P 500		última média móvel dos preços a 20 dias	

• CCI			
• último preço disponível • última média móvel dos preços a 60 dias • última volatilidade histórica a 60 dias	6.23%	• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 3 meses • ATR	5.56%
• último preço disponível • última volatilidade histórica a 60 dias • CCI	5.26%	• último preço disponível • última volatilidade histórica a 60 dias • ROC	6.44%
• último preço disponível • última cotação disponível do índice S&P 500 • RSI	8.79%	• último preço disponível • ATR • CCI	7.73%
• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos • última volatilidade histórica a 60 dias	5.27%	• último preço disponível • última volatilidade histórica a 60 dias • RSI • ROC	7.16%
• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos • última média móvel dos preços a 60 dias • CCI	7.61%	• último preço disponível • última média móvel dos preços a 20 dias • última média móvel dos preços a 60 dias • última volatilidade histórica a 60 dias	6.98%
• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos • CCI • RSI	4.81%	• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos • CCI • ROC	5.70%
• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos • última média móvel dos preços a 20 dias • última média móvel dos preços a 60 dias	5.45%	• último preço disponível • última taxa disponível das <i>T-Bills</i> a 2 anos • última média móvel dos preços a 60 dias • última volatilidade histórica a 60 dias • CCI	7.22%

Tabela 9.18 – Resultados das combinações de variáveis para a previsão a 60 dias do cobre
Fonte: Elaborado pelo autor

O *Average True Range* (ATR) é obtido através da seguinte expressão:

$$ATR_t = ATR_{t-1} \times (n - 1) + \frac{TR_t}{n} \quad (9.7)$$

Onde:

- TR_t é o *True Range* e é obtido pela seguinte expressão:

$$TR_t = \max (H_t - L_t, |H_t - C_{t-1}|, |L_t - C_{t-1}|) \quad (9.8)$$

- H_t representa o preço máximo durante o dia t ;
- L_t representa o preço mínimo durante o dia t ;

- C_{t-1} representa o preço de fecho do dia t-1;
- n representa o número de dias;

O *Rate of Change* (ROC) é obtido através da seguinte expressão:

$$ROC = \frac{P_t - P_{t-n}}{P_{t-n}} \quad (9.9)$$

Onde:

- P_t representa o preço no dia t;
- P_{t-n} representa o preço no dia t-n;
- n representa o número de dias;

9.4. ANEXO D – RESULTADOS DAS PREVISÕES COMBINADAS ATRAVÉS DA MÉDIA SIMPLES

Horizonte	Milho		Petróleo		Ouro		Cobre	
	MAPE	MPE	MAPE	MPE	MAPE	MPE	MAPE	MPE
1 Dia	1.27%	0.03%	1.13%	0.06%	0.77%	0.18%	1.01%	-0.09%
5 Dias	2.58%	-0.14%	2.54%	0.12%	1.57%	0.10%	2.09%	0.15%
20 Dias	4.51%	1.61%	4.90%	0.36%	3.00%	-0.15%	4.33%	0.17%
60 Dias	7.31%	3.53%	7.82%	0.82%	3.55%	-0.14%	5.25%	0.76%

Tabela 9.19 – Resultados das previsões combinadas através da média simples

Fonte: Elaborado pelo autor